



TUGAS AKHIR – SS141501

**KALIBRASI PREDIKSI SUHU DAN KELEMBAPAN
JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN *ENSEMBLE
MODEL OUTPUT STATISTICS***

**FACHRUNISAH
NRP 1313 100 008**

**Dosen Pembimbing
Dr. Sutikno, S.Si, M.Si
Dr. Urip Haryoko**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



TUGAS AKHIR – SS141501

**KALIBRASI PREDIKSI SUHU DAN KELEMBAPAN
JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN *ENSEMBLE
MODEL OUTPUT STATISTICS***

**FACHRUNISAH
NRP 1313 100 008**

**Dosen Pembimbing
Dr. Sutikno, S.Si, M.Si
Dr. Urip Haryoko**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



FINAL PROJECT – SS141501

**CALIBRATION PREDICTION OF TEMPERATURE
AND RELATIVE HUMIDITY USING ENSEMBLE
MODEL OUTPUT STATISTICS**

**FACHRUNISAH
NRP 1313 100 008**

**Dosen Pembimbing
Dr. Sutikno, S.Si, M.Si
Dr. Urip Haryoko**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

LEMBAR PENGESAHAN

KALIBRASI PREDIKSI SUHU DAN KELEMBAPAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN *ENSEMBLE MODEL OUTPUT STATISTICS*

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Fachrunisah

NRP. 1313 100 008

Disetujui oleh Pembimbing:

Dr. Sutikno, S.Si, M.Si

NIP. 19710313 199702 1 001

Dr. Urip Haryoko

NIP. 19591119 198002 1 001

()
()

Mengetahui,
Kepala Departemen



Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

DEPARTEMEN
STATISTIKA

SURABAYA, JULI 2017

KALIBRASI PREDIKSI SUHU DAN KELEMBAPAN JANGKA PENDEK MENGGUNAKAN *ENSEMBLE MODEL OUTPUT STATISTICS*

Nama Mahasiswa : Fachrunisah
NRP : 1313 100 008
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing 1 : Dr. Sutikno, S.Si, M.Si
Dosen Pembimbing 2 : Dr. Urip Haryoko

Abstrak

Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika dalam perkembangannya telah melakukan peramalan cuaca dengan menggunakan Numerical Weather Prediction (NWP). Akan tetapi, NWP masih mempunyai kekurangan, yaitu prediksi yang dihasilkan bias pada wilayah yang sempit. Sehingga dilakukan post-processing dengan menggunakan Model Output Statistics (MOS). MOS yang mampu mengatasi multikolineritas adalah dengan pendekatan principal component regression, stepwise regression dan SIMPLS. Pada penelitian ini menghasilkan prediksi untuk temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara dengan pendekatan principal component regression, stepwise regression dan SIMPLS. Dari ketiga model tersebut dilakukan kalibrasi ensemble dengan menggunakan ensemble model output statistics (EMOS). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model stepwise regression memiliki kontribusi paling besar dalam model kalibrasi EMOS dibandingkan dengan SIMPLS dan principal component regression. Model EMOS juga baik dalam memprediksi temperatur dan kelembapan udara jika dibandingkan dengan prediksi NWP karena hasil prediksi EMOS memiliki nilai CRPS 0,405 dan 0,395 untuk temperatur maksimum dan minimum.

Kata Kunci: Ensemble Model Output Statistics, Kelembapan udara, Model Output Statistics, NWP, Temperatur.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

CALIBRATION PREDICTION OF TEMPERATURE AND RELATIVE HUMIDITY USING ENSEMBLE MODEL OUTPUT STATISTICS

Name : Fachrunisah
NRP : 1313 100 008
Department : Statistics
Supervisor 1 : Dr. Sutikno, S.Si, M.Si
Supervisor 2 : Dr. Urip Haryoko

Abstract

Nowadays, Department of Meteorology, Climatology and Geophysics has conducted weather forecasting by using NWP. But, in case, NWP still has a weakness. The prediction produced are generally biased on the narrow region. So, it's needed to do post-processing by using Model Output Statistics. Model Output Statistics solves multicolynieriaty with the approachment of Principal Component Regression, Stepwise Regression and Statistically Inspired Modification Partial Least Square. This research will produce the prediction of maximum and minimum temperature and relative humidity with Principal Component Regression, Stepwise Regression and Statistically Inspired Modification Partial Least Square. That three models will be calibrated with ensemble calibration by using Ensemble Model Output Statistics (EMOS). The final analysis found that the stepwise regression model has the greatest contribution in the EMOS calibration model compared to SIMPLS and principal component regression. The EMOS model is also good at predicting temperature and relative humidity when compared to NWP predictions because the EMOS prediction results have CRPS values 0,405 and 0,395 for maximum and minimum temperatures.

Keywords: *Ensemble Model Output Statistics, Model Output Statistics, NWP, Relative Humadity, Temperature.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat, hidayah serta karuniaNya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul **“Kalibrasi Prediksi Suhu dan Kelembapan Jangka Pendek Menggunakan *Ensemble Model Output Statistics*”** dengan lancar dan tepat waktu.

Keberhasilan penyusunan Tugas Akhir ini tidak lepas dari partisipasi berbagai pihak yang telah banyak membantu. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Dr. Suhartono, selaku Ketua Jurusan Statistika ITS yang telah memberikan fasilitas dalam kelancaran Tugas Akhir ini.
2. Bapak Dr. Sutikno, M.Si dan Ibu Dr. Santi Wulan Purnami, M.Si selaku Ketua Program Studi S1 dan Sekretaris Program Studi S1 yang mengawal proses berjalannya Tugas Akhir Mahasiswa S1 dengan bimbingan serta fasilitas yang diberikan.
3. Bapak Dr. Sutikno, S.Si. M.Si selaku dosen pembimbing 1 dan Bapak Dr. Urip Haryoko selaku dosen pembimbing 2 atas semua bimbingan, waktu, semangat dan perhatian yang telah diberikan sehingga Tugas Akhir ini dapat diselesaikan dengan baik.
4. Bapak Dr. rer pol. Heri Kuswanto, S.Si, M.Si dan Bapak Dr. Puhadi, M.Sc selaku dosen penguji telah memberikan saran membangun untuk kesempurnanya Tugas Akhir ini .
5. Bapak Drs. Haryono, M.SIE selaku Dosen Wali penulis, seluruh dosen, dan karyawan Statistika ITS atas ilmu dan pengalaman yang telah diberikan kepada penulis.
6. Ibu tercinta Choiriyah serta Bapak M. Sholeh, atas semangat, kasih sayang, nasihat dan doa yang tidak pernah putus dan tak ternilai kepada penulis.

7. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Semoga kebaikan dan bantuan yang telah diberikan kepada penulis dibalas dengan kebaikan yang lebih oleh Allah SWT. Amin.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan. Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat baik bagi penulis, pembaca, dan semua pihak.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

Fachrunisah

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
COVER PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	5
1.5 Batasan Masalah	5
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 <i>Model Output Statistics</i>	7
2.2 <i>Principal Component Analysis</i>	8
2.3 Pendekatan-pendekatan MOS	10
2.3.1 <i>Principal Component Regression</i>	10
2.3.2 <i>Stepwise Regression</i>	12
2.3.3 <i>Statistically Inspired Modification of</i> <i>Partial Least Square</i>	13
2.4 <i>Prediksi Ensemble</i>	14
2.5 <i>Ensemble Model Output Statistics</i>	16
2.6 Evaluasi Kebaikan Model Prediksi	17
2.6.1 <i>Root Mean Square Error</i>	17
2.6.2 <i>Continuous Ranked Probability Score</i>	18
2.6.3 <i>Rank Histogram</i>	19
2.6.4 <i>Mean Percentage Error</i>	19
2.7 Cuaca	20

2.8	<i>Numeric Weather Prediction</i>	21
2.9	<i>Weather Research and Forecasting Environmental Modelling System</i>	21
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		
3.1	Sumber Data.....	23
3.2	Variabel Penelitian.....	24
3.3	Langkah Analisis.....	27
BAB IV ANALISIS DATA DAN PEMBAHASAN		
4.1	Penyusunan Model MOS	33
4.1.1	Analisis Deskriptif Data	33
4.1.2	Pra-Pemrosesan Parameter NWP	34
4.1.3	<i>Principal Component Regression</i>	35
4.1.4	<i>Stepwise Regression</i>	39
4.1.5	<i>Statistically Inspired Modification of Partial Least Square</i>	42
4.2	<i>Ensemble Model Output Statistics</i>	49
4.2.1	Menghitung Koefisien Parameter Terkalibrasi.....	49
4.2.2	Pembentukan Parameter Terkalibrasi.....	52
4.2.3	Pembentukan Model <i>Ensemble Model Output Statistics</i>	54
4.2.4	Menghitung Taksiran Interval Peramalan Terkalibrasi	55
4.3	Evaluasi Kebaikan Model	59
BAB V KESIMPULAN		
5.1	Kesimpulan	65
5.2	Saran	68
DAFTAR PUSTAKA		69
LAMPIRAN		73

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Kriteria Rank Histogram.....	19
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	30
Gambar 4.1 Ilustrasi Penggunaan Training Window dalam Memodelkan EMOS	50
Gambar 4.2 Prediktif <i>Probability Density Function</i> (PDF) EMOS Pada Temperatur Maksimum di Stasiun Soekarno Hatta Tanggal 23 November 2016.....	56
Gambar 4.3 Prediktif <i>Probability Density Function</i> (PDF) EMOS Pada Temperatur Minimum di Stasiun Soekarno Hatta Tanggal 23 November 2016.....	57
Gambar 4.4 Prediktif <i>Probability Density Function</i> (PDF) EMOS Pada Kelembapan Udara di Stasiun Soekarno Hatta Tanggal 23 November 2016.....	58
Gambar 4.5 <i>Plot Rank Histogram</i> Model PCR, <i>Stepwise</i> dan SIMPLS terhadap EMOS di Stasiun Soekarno Hatta (a) TMaks (b) TMin (c) RH	61
Gambar 4.6 <i>Plot Rank Histogram</i> Model PCR, <i>Stepwise</i> dan SIMPLS terhadap EMOS di Stasiun Juanda (a) TMaks (b) TMin (c) RH.....	63
Gambar 4.7 Grafik Perbandingan Hasil Prediksi EMOS dan NWP dengan Observasi di Stasiun Soekarno Hatta (a) TMaks (b) TMin (c) RH.....	64
Gambar 4.8 Grafik Perbandingan Hasil Prediksi EMOS dan NWP dengan Observasi di Stasiun Juanda (a) TMaks (b) TMin (c) RH.....	64

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Struktur Data Variabel Respon Penelitian.....	23
Tabel 3.2 Struktur Data Variabel Prediktor Penelitian.....	24
Tabel 3.3 Variabel Respon Penelitian	24
Tabel 3.4 Variabel Prediktor Penelitian	25
Tabel 4.1 <i>Mean Percentage Error</i> (MPE) Pada Model NWP di Stasiun Soekarno Hatta dan Juanda.....	33
Tabel 4.2 Rata-rata dan Standart Deviasi Unsur Cuaca Variabel Respon	34
Tabel 4.3 Jumlah PC, Nilai Eigen dan Kumulatif Varians Parameter NWP di Stasiun Meteorologi Soekarno Hatta dan Juanda.....	35
Tabel 4.4 Persentase Kumulatif Varians 20 Komponen Parameter NWP di Stasiun Soekarno Hatta	36
Tabel 4.5 Persentase Kumulatif Varians Parameter NWP di Stasiun Juanda	37
Tabel 4.6 Model Prediksi PCR Stasiun Soekarno Hatta.....	38
Tabel 4.7 Model Prediksi PCR Stasiun Juanda	38
Tabel 4.8 Nilai AIC <i>Stepwise Regression</i> Stasiun Soekarno Hatta	40
Tabel 4.9 Nilai AIC <i>Stepwise Regression</i> Stasiun Juanda.....	41
Tabel 4.10 Model Prediksi <i>Stepwise Regression</i> di Stasiun Soekarno Hatta	41
Tabel 4.11 Model Prediksi <i>Stepwise Regression</i> di Stasiun Juanda	42
Tabel 4.12 Nilai PRESS Model Multivariat 24 Komponen di Stasiun Soekarno Hatta.....	43
Tabel 4.13 Nilai PRESS Model Multivariat 20 Komponen di Stasiun Juanda	44
Tabel 4.14 Nilai Pembobot Pemodelan SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta	45
Tabel 4.15 Nilai <i>X-scores</i> Pemodelan SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta	45

Tabel 4.16 Nilai Faktor <i>Loading</i> X SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta	46
Tabel 4.17 Nilai Faktor <i>Loading</i> Y Pemodelan SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta	47
Tabel 4.18 Model Prediksi Regresi SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta	47
Tabel 4.19 Model Prediksi Regresi SIMPLS di Stasiun Juanda.....	48
Tabel 4.20 Koefisien Parameter di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016.....	51
Tabel 4.21 Koefisien Parameter di Stasiun Juanda pada Tanggal 23 November 2016	52
Tabel 4.22 Parameter Terkalibrasi Prediksi TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016	53
Tabel 4.23 Parameter Terkalibrasi Prediksi TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Juanda pada Tanggal 23 November 2016	53
Tabel 4.24 Model Prediksi EMOS TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016.....	54
Tabel 4.25 Model Prediksi EMOS TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Juanda pada Tanggal 23 November 2016....	54
Tabel 4.26 Taksiran Interval Model EMOS TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016	55
Tabel 4.27 Taksiran Interval Model EMOS TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Juanda pada Tanggal 23 November 2016.....	56
Tabel 4.28 Nilai CRPS Prediksi EMOS TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta.....	59
Tabel 4.29 Nilai RMSE Tiap Model Prediksi TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta	60
Tabel 4.30 Nilai CRPS Prediksi EMOS TMaks, TMin, dan RH di Stasiun Juanda.....	61

Tabel 4.31 Nilai RMSE Tiap Model Prediksi T_{Maks} , T_{Min} , dan RH di Stasiun Juanda.....	62
--	----

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Parameter NWP di Stasiun Soekarno Hatta	75
Lampiran 2. Data Parameter NWP di Stasiun Juanda	76
Lampiran 3. Data Variabel Respon TMaks, Tmin, RH di Stasiun Soekarno Hatta dan Juanda.....	77
Lampiran 4. Rata-rata dan Standart Deviasi Parameter NWP di Stasiun Soekarno Hatta	78
Lampiran 5. Rata-rata dan Standart Deviasi Parameter NWP di Stasiun Juanda	79
Lampiran 6. Nilai pembobot pemodelan SIMPLS di Stasiun Juanda	80
Lampiran 7. Nilai <i>X-scores</i> pemodelan SIMPLS di Stasiun Juanda	81
Lampiran 8. Nilai Faktor <i>Loading X</i> SIMPLS di Stasiun Juanda.....	82
Lampiran 9. Nilai Faktor <i>Loading Y</i> Pemodelan SIMPLS di Stasiun Juanda	83
Lampiran10. Nilai Prediksi Temperatur Maksimum <i>Model Output Statistics</i> di Stasiun Soekarno Hatta	84
Lampiran11. Nilai Prediksi Temperatur Minimum <i>Model</i> <i>Output Statistics</i> di Stasiun Soekarno Hatta.....	85
Lampiran12. Nilai Prediksi Kelembapan Udara <i>Model</i> <i>Output Statistics</i> di Stasiun Soekarno Hatta.....	86
Lampiran13. Nilai Prediksi Temperatur Maksimum <i>Model Output Statistics</i> di Stasiun Juanda	87
Lampiran14. Nilai Prediksi Temperatur Minimum <i>Model</i> <i>Output Statistics</i> di Stasiun Juanda	88
Lampiran15. Nilai Prediksi Kelembapan Udara <i>Model</i> <i>Output Statistics</i> di Stasiun Juanda	89

Lampiran16	Koefisien Parameter Terkalibrasi Temperatur Maksimum di Stasiun Soekarno Hatta dengan <i>training window</i> m=60 hari	90
Lampiran 17	Koefisien Parameter Terkalibrasi Temperatur Minimum di Stasiun Soekarno Hatta dengan <i>training window</i> optimum (m=40 hari).....	98
Lampiran18.	Koefisien Parameter Terkalibrasi Kelembapan Udara di Stasiun Soekarno Hatta dengan <i>training window</i> optimum (m=60 hari).....	99
Lampiran 19	Koefisien Parameter Terkalibrasi Temperatur Maksimum di Stasiun Juanda dengan <i>training window</i> optimum (m=60 hari)	100
Lampiran 20	Koefisien Parameter Terkalibrasi Temperatur Minimum di Stasiun Juanda dengan <i>training window</i> optimum (m=50 hari)	101
Lampiran 21	Koefisien Parameter Terkalibrasi Kelembapan Udara di Stasiun Juanda dengan <i>training window</i> optimum (m=60 hari)	102
Lampiran 22	Parameter Terkalibrasi di Stasiun Soekarno Hatta dengan <i>training window</i> optimum variabel Tmaks (m=30), Tmin(m=60) dan RH(m=50).....	103
Lampiran 23	Parameter Terkalibrasi di Stasiun Juanda dengan <i>training window</i> optimum variabel Tmaks (m=60), Tmin(m=30) dan RH(m=60)	104
Lampiran 24	Taksiran Interval di Stasiun Soekarno Hatta dengan <i>training window</i> optimum variabel Tmaks (m=30), Tmin(m=60) dan RH(m=50)	105
Lampiran 25	Taksiran Interval di Stasiun Juanda dengan <i>training window</i> optimum variabel Tmaks (m=60), Tmin(m=30) dan RH(m=60).....	106

Lampiran 26	Nilai CRPS di Stasiun Soekarno Hatta dengan <i>training window</i> optimum variabel Tmaks (m=30), Tmin(m=60) dan RH(m=50)	107
Lampiran 27	Nilai CRPS di Stasiun Juanda dengan <i>training window</i> optimum variabel Tmaks (m=60), Tmin(m=40) dan RH(m=60).....	108
Lampiran 28	Prediktif <i>Probability Density Function</i> (PDF) EMOS Pada Temperatur Maksimum di Stasiun Juanda Tanggal 23 November 2016	109
Lampiran 29	Prediktif <i>Probability Density Function</i> (PDF) EMOS Pada Temperatur Minimum di Stasiun Juanda Tanggal 23 November 2016	110
Lampiran 30	Prediktif <i>Probability Density Function</i> (PDF) EMOS Pada Kelembapan Udara di Stasiun Juanda Tanggal 23 November 2016....	111
Lampiran 31	<i>Mean Percentage Error</i> (MPE) Pada Model PCR, <i>Stepwise Regression</i> dan SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta dan Juanda (dalam %)	112
Lampiran 32	<i>Syntax R</i> MOS dengan Pendekatan PCR.....	113
Lampiran 33	<i>Syntax R</i> MOS dengan Pendekatan Stepwise...	114
Lampiran 34	<i>Syntax R</i> MOS dengan Pendekatan SIMPLS ...	115
Lampiran 35	<i>Syntax R</i> EMOS dengan <i>Training Window</i> 20 Hari.....	116

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Cuaca merupakan keadaan udara pada saat tertentu di suatu wilayah tertentu dalam jangka waktu yang singkat. Unsur utama cuaca terdiri atas temperatur, tekanan udara, kelembaban udara, angin, dan curah hujan. Oleh karena itu, keadaan cuaca dapat berubah setiap saat. Informasi mengenai keadaan cuaca dibutuhkan secara tepat dan cepat. Apalagi bidang transportasi udara dan laut membutuhkan informasi cuaca sebagai acuan untuk memutuskan keberangkatan armada, salah satunya dengan melihat suhu dan kelembapan udara di suatu wilayah.

Salah satu lembaga pemerintahan yang bertanggungjawab dalam penyediaan informasi mengenai keadaan cuaca adalah Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG). Dalam menyediakan informasi cuaca, BMKG telah membuat ramalan cuaca pada kota-kota besar di Indonesia, diantaranya suhu maksimum, suhu minimum, dan kelembapan udara. Prakiraan cuaca yang tersedia dilakukan setiap 24 jam. Oleh karena itu, prakiraan cuaca yang dilakukan oleh BMKG harus cepat dan tepat agar memberikan informasi yang akurat. Berbagai upaya dilakukan BMKG untuk meningkatkan hasil prakiraan cuaca. Salah satu yang dilakukan adalah mengembangkan *Numerical Wheater Prediction* (NWP). NWP merupakan sekumpulan kode komputer yang dapat merepresentasikan secara *numeric* persamaan-persamaan atmosfer (KMA, 2002). NWP yang digunakan oleh BMKG terdiri atas beberapa model, antara lain *Weather Research Forecast* (WRF), *European Centre for Medium-Range* (ECMWF), *National Centers for Enviromental Prediction* (NCEP), ARPEGE, dan CCAM (Haryoko, 2014). Dari model-model tersebut, model WRF merupakan model yang paling banyak digunakan dengan model WRF-EMS dinilai sebagai model yang paling lengkap dalam prakiraan cuaca dan termasuk *state of the science* dari produk NWP (Hutapea, Kurniawan, &

Hanggoro, 2015). Pada dasarnya, NWP digunakan untuk mempresentasikan kondisi atmosfer yang akan datang. Persamaan atmosfer yang bertujuan untuk memodelkan atmosfer dilakukan dengan cara membaginya ke dalam tiga dimensi wilayah. Untuk meramalkan cuaca jangka panjang, atmosfer dipengaruhi oleh kejadian-kejadian di tempat yang jauh sehingga cakupan wilayah yang dibutuhkan sangat besar. Besarnya cakupan wilayah yang digunakan untuk meramalkan cuaca menyebabkan hasil yang bias untuk lokasi yang sempit. Oleh karena itu, perlu dilakukan pra-pemrosesan (*post processing*) untuk mengatasi bias yang dihasilkan agar diperoleh informasi yang lebih akurat.

Metode dalam *statistical post processing* adalah *Model Output Statistics* (MOS). MOS merupakan pemodelan hubungan antara variabel prediktor terhadap variabel respon berbasis regresi. MOS digunakan untuk meramalkan cuaca dengan mereduksi luaran NWP. MOS memiliki banyak pendekatan metode peramalan dalam penyusunan model, baik univariat maupun multivariat. Metode peramalan univariat yang umum digunakan adalah *principal component regression* dan *stepwise regression* sedangkan untuk multivariat adalah SIMPLS karena metode ini memiliki pendekatan yang tidak terlalu ketat dengan asumsi. Pada model univariat, *principal component regression* digunakan karena metode ini mampu menghilangkan faktor multikolinearitas sedangkan *stepwise regression* bisa digunakan tanpa memperdulikan distribusi dari variabel prediktor maupun respon (Glahn & Lowry, 1972). Namun, model MOS tersebut masih belum mempertimbangkan unsur ketidakpastian.

Kalibrasi peramalan *ensemble* merupakan penggabungan beberapa metode peramalan, dimana metode ini mampu memprediksi jangka pendek atau panjang dengan baik dengan iklim yang mengandung unsur ketidakpastian yang tinggi. Peramalan *ensemble* memiliki salah satu karakteristik yaitu *underdispersive*, yang berarti nilai peramalan yang dihasilkan cenderung terpusat pada satu titik tertentu dengan nilai varians yang rendah. Untuk menyesuaikan nilai varians tersebut

dilakukan proses kalibrasi. Menurut Prokosch (2013), metode kalibrasi peramalan *ensemble* yang mudah diterapkan dan dapat mengoreksi bias serta *underdispersion* adalah *Ensemble Model Output Statistics* (EMOS). Selain itu, apabila dibandingkan dengan metode kalibrasi yang lain seperti BMA, EMOS memiliki kelebihan yaitu dapat menghasilkan nilai yang baik pada *lead time* yang besar (Prokosch, 2013). EMOS merupakan metode *ensemble* yang dapat diterapkan untuk sejumlah variabel cuaca yang berbeda seperti suhu, curah hujan, tekanan udara atau kecepatan angin untuk univariat model berdasarkan regresi linier berganda (Prokosch, 2013).

EMOS sebelumnya telah digunakan untuk memprediksi tekanan permukaan laut dan suhu permukaan atas Amerika Utara pada musim semi tahun 2000. Dari penelitian tersebut diperoleh hasil bahwa EMOS mampu memprediksi tekanan permukaan laut dengan baik yang dibuktikan oleh nilai MAE yang kurang dari 7% (Gneiting, 2005). Selain itu, EMOS juga telah digunakan dalam penelitian tentang peramalan *ensemble* pada temperatur dengan menggunakan estimasi parameter *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) dan *Minimum CRPS* (minCRPS). Pada model EMOS tersebut diperoleh overdispersi untuk *lead times* yang besar, namun untuk *lead times* yang kecil memiliki indikasi underdispersi. Untuk data temperatur, EMOS sesuai dengan distribusi normal sebagai anggota peramalan *ensemble* (Prokosch, 2013). Penelitian mengenai EMOS dengan distribusi normal telah dilakukan pada data curah hujan dan diperoleh bahwa evaluasi model dengan menggunakan MSE dan CRPS cukup kecil (Anggraeni, 2013). Akan tetapi, penelitian-penelitian sebelumnya yang menggunakan EMOS hanya menggunakan peramalan dengan ARIMA, ANFIS, Hybrid, dan sebagai, atau hanya langsung menggunakan *output* model NWP sebagai anggota peramalan *ensemble*. Model-model tersebut masih belum kompleks dalam meramalkan unsur ketidakpastian iklim. Oleh karena itu, dalam penelitian ini menggunakan model MOS sebagai anggota peramalan *ensemble*. Model MOS yang

digunakan merupakan model MOS yang sering digunakan yaitu *principal component regression*, *stepwise regression* dan SIMPLS. Selain itu, model-model tersebut memiliki RMSE yang lebih rendah dibandingkan dengan RMSE model NWP. Pada data NWP model WRF-EMS juga telah dilakukan penelitian untuk memprediksi hujan dan diperoleh bahwa model WRF-EMS dapat memprediksi dengan baik adanya hujan maupun tidak adanya hujan (Muslimah, 2014). Selain itu, model WRF-EMS juga digunakan dalam penelitian untuk memprediksi temperatur permukaan di wilayah kepulauan Indonesia tetapi diperoleh hasil bahwa prediksi model WRF terhadap observasi memiliki korelasi yang rendah dengan standart deviasi dan bias yang besar (Hutapea, Kurniawan, & Hanggoro, 2015). Oleh karena itu, metode EMOS cocok untuk digunakan dalam memprediksi model WRF-EMS.

Dalam penelitian ini, akan dilakukan peramalan suhu dan kelembapan udara dengan menggunakan EMOS melalui pendekatan distribusi normal, dimana *ensemble* yang digunakan merupakan output dari MOS dengan regresi komponen utama, regresi kuadrat terkecil parsial dan *stepwise regression*. Diharapkan dengan metode ini akan didapatkan nilai peramalan yang akurat.

1.2 Rumusan Masalah

Prediksi cuaca jangka pendek telah dilakukan oleh BMKG. Salah satu yang digunakan dalam prediksi jangka pendek adalah dengan menggunakan MOS. Terdapat berbagai metode dalam pendekatan model MOS, antara lain dengan pendekatan *principal component regression*, *stepwise regression* dan SIMPLS. Dalam penelitian ini akan dibahas mengenai pendekatan-pendekatan MOS tersebut yang akan menghasilkan model MOS untuk memprediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara. Nilai prediksi yang diperoleh dari masing-masing model akan digunakan untuk prediksi *ensemble* yang kemudian dikalibrasikan dengan menggunakan EMOS pendekatan distribusi normal. Hasil EMOS tersebut yang digunakan untuk memprediksi

temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara jangka pendek. Setelah itu, hasil prediksi cuaca jangka pendek yang dihasilkan akan dievaluasi dengan menggunakan MSE dan CRPS untuk mengetahui ketepatan prediksi yang dihasilkan.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan rumusan di atas, maka tujuan yang ingin dicapai adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan prediksi unsur cuaca dengan *principal component regression*, *stepwise regression* dan SIMPLS.
2. Mendapatkan hasil kalibrasi prediksi *ensemble* cuaca dengan EMOS dengan pendekatan distribusi normal.
3. Memperoleh hasil evaluasi ketepatan prediksi EMOS.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin diperoleh dari penelitian ini antara lain:

1. Bagi BMKG adalah memperoleh metode prakiraan dalam meramalkan cuaca baik jangka pendek maupun jangka panjang.
2. Mengetahui penerapan statistik dalam bidang meteorologi.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah output NWP yang digunakan merupakan NWP model *Weather Research and Forecasting* (WRF) pada data suhu dan kelembapan dan reduksi dimensi dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Selain itu, distribusi data yang digunakan diasumsikan normal sehingga pendekatan EMOS yang dilakukan dengan distribusi normal.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Model Output Statistics*

MOS merupakan salah satu metode yang bertujuan untuk mengoptimalkan pemanfaatan luaran model NWP. Dalam mengoptimalkannya, MOS digunakan sebagai pemrosesan (*post processing*) luaran NWP. Hal ini dikarenakan luaran NWP memiliki hasil ramalan bias untuk lokasi tertentu dengan resolusi tinggi.

MOS pertama kali dikembangkan oleh Glahn dan Lowry pada tahun 1969 dan dipublikasikan pada tahun 1972. Secara umum, MOS merupakan pemodelan hubungan antara variabel prediktor dan variabel respon berbasis regresi. Dalam hal ini, menurut Nichols *dalam* Safitri (2012) menyatakan bahwa MOS diartikan sebagai pemodelan hubungan berbasis regresi antara hasil observasi cuaca seperti suhu maksimum, suhu minimum, kelembapan, kecepatan angin dan curah hujan dengan luaran model NWP. MOS dapat dirumuskan secara matematis pada persamaan 2.1 (Wilks, 2006).

$$\hat{y}_t = \hat{f}_{\text{MOS}}(\mathbf{x}_t) \quad (2.1)$$

dimana \hat{y}_t merupakan ramalan cuaca pada saat t dan x_t merupakan variabel-variabel parameter NWP saat t . Menurut Maini dan Kumar *dalam* Priambudi (2006), kombinasi linier terbaik antara hasil observasi cuaca dan luaran model NWP terletak pada 9 grid di sekitar stasiun pengamatan.

Menurut Neillely dan Hanson (2004), MOS memiliki dua tujuan. Tujuan pertama yaitu MOS dapat menghasilkan nilai pendugaan parameter yang mungkin tidak ada secara eksplisit pada model NWP, seperti pendugaan terhadap peluang hujan, petir dan lainnya. Tujuan kedua adalah MOS mampu mengurangi rataan sisaan dari model NWP dengan memperkecil bias dan pengkoreksian model secara statistik.

2.2 *Principal Component Analysis*

Salah satu proses yang dilakukan pada pemodelan MOS adalah reduksi dimensi. Reduksi dimensi yang sering digunakan dalam pemodelan MOS adalah *Principal Component Analysis* (PCA). PCA merupakan suatu pendekatan yang mampu menjelaskan struktur varians-kovarians sekumpulan variabel berdasarkan beberapa kombinasi linier yang terbentuk. PCA dilakukan dengan cara mentransformasi variabel-variabel asli yang berkorelasi menjadi satu set variabel baru yang tidak berkorelasi dengan tetap mempertahankan sebanyak mungkin keragaman yang dapat dijelaskan (Johnson & Wichern, 2002). Variabel baru tersebut dinamakan *principal component* (PC).

PC dapat dibentuk melalui dua cara, yaitu dari matriks kovarians dan matriks korelasi. Apabila variabel-variabel yang digunakan tidak mempunyai satuan pengukuran yang sama, maka sebaiknya menggunakan matriks korelasi. Namun, apabila variabel-variabel yang digunakan memiliki satuan pengukuran yang relatif sama, sebaiknya menggunakan PCA dengan matriks kovarian. Akan tetapi, variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian-penelitian seringkali memiliki satuan pengukuran yang berbeda. Karena itu, Jolliffe *dalam* Setiarnoputera (2015) menyatakan bahwa standarisasi variabel dapat mengatasi permasalahan ketidakberagaman satuan pengamatan. Variabel-variabel yang memiliki rentang satuan relatif jauh dengan variabel lainnya akan menjadi lebih setara. Standarisasi data juga mampu menghasilkan matriks varians-kovarians data yang telah distandarisasi menyerupai matriks korelasi data sebelum distandarisasi.

Apabila terdapat parameter NWP sebanyak p , maka vektor random $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T$. Vektor random \mathbf{x} mempunyai matriks varians-kovarians Σ dengan *eigenvalue* berturut-turut yaitu $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, sehingga kombinasi linier utama seperti ditunjukkan oleh persamaan 2.2.

$$\begin{aligned}
PC_1 &= \mathbf{e}_1^T \mathbf{x} = e_{11}x_1 + e_{21}x_2 + \dots + e_{p1}x_p \\
PC_2 &= \mathbf{e}_2^T \mathbf{x} = e_{12}x_1 + e_{22}x_2 + \dots + e_{p2}x_p \\
&\vdots \\
PC_p &= \mathbf{e}_p^T \mathbf{x} = e_{1p}x_1 + e_{2p}x_2 + \dots + e_{pp}x_p
\end{aligned} \tag{2.2}$$

dimana :

PC_1 = PC pertama yang mempunyai varians terbesar

PC_2 = PC kedua

PC_p = PC ke- p

x_1 = parameter pertama

x_2 = parameter kedua

x_p = parameter ke- p

\mathbf{e}_1 = *eigenvector* PC pertama

\mathbf{e}_2 = *eigenvector* PC kedua

\mathbf{e}_p = *eigenvector* PC ke- p

Dari persamaan 2.2, maka dapat disimpulkan bahwa persamaan PC ke- i dimana i merupakan $1, 2, \dots, p$ ditunjukkan pada persamaan 2.3. Kemudian, varian dan kovarian akan diperoleh pada persamaan 2.4 dan 2.5.

$$PC_i = \mathbf{e}_i^T \mathbf{x} \tag{2.3}$$

$$\text{Var}(PC_i) = \mathbf{e}_i^T \Sigma \mathbf{e}_i = \lambda_i \tag{2.4}$$

$$\text{Cov}(PC_i, PC_m) = \mathbf{e}_m^T \Sigma \mathbf{e}_i = 0, i \neq m \tag{2.5}$$

Dari persamaan 2.4 dan 2.5, PC yang terbentuk diharapkan tidak memiliki korelasi dan mempunyai varians yang sama dengan *eigenvalue* dari matriks Σ . Oleh karena itu, total varians dapat dihitung dengan rumus pada persamaan 2.6.

$$\sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) = \sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{pp} = \sum_{i=1}^p \text{Var}(PC_i) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p \tag{2.6}$$

Proporsi dari total varians yang dijelaskan oleh PC ke- i adalah ditunjukkan pada persamaan 2.7.

$$\text{proporsi total varian PC ke-}i = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \quad (2.7)$$

Terdapat beberapa kriteria yang dapat digunakan sebagai acuan dalam menentukan jumlah PC yang diambil. Adapun kriteria tersebut antara lain sebagai berikut (Johnson & Wichern, 2002).

1. Apabila PC diperoleh dari matriks korelasi, maka PC yang dipilih adalah PC dengan nilai *eigen* lebih besar dari satu.
2. Jumlah PC yang dipilih memiliki kumulatif varians sebesar 75%.

2.3 Pendekatan-pendekatan *Model Output Statistics*

Terdapat berbagai metode pendekatan dalam pembentukan model MOS. Pendekatan yang sering digunakan adalah dengan menggunakan pendekatan *principal component regression*, *stepwise regression* dan SIMPLS.

2.3.1 *Principal Component Regression*

Regresi komponen utama atau yang lebih dikenal dengan *principal component regression* (PCR) adalah analisis yang mengkombinasikan analisis regresi dengan PCA. Analisis komponen utama merupakan analisis dengan cara memperkecil dimensi variabel yang digunakan tanpa menghilangkan informasi yang pada variabel tersebut. Analisis komponen utama bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara mereduksi dimensinya sedangkan analisis regresi digunakan untuk mengetahui ada tidaknya hubungan antara variabel respon dan prediktor (Astuti, 2014). Pembentukan regresi komponen utama melalui PCA terdiri atas dua cara yaitu berdasarkan matriks kovariansi dan matriks korelasi. Persamaan regresi komponen utama dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 PC_1 + \alpha_2 PC_2 + \dots + \alpha_m PC_m + \varepsilon \quad (2.8)$$

dimana :

Y = variabel respon

PC = komponen utama

α = parameter regresi komponen utama

PC_1, PC_2, \dots, PC_m menunjukkan komponen utama yang dilibatkan dalam regresi komponen utama, dimana besaran m lebih kecil daripada banyaknya variabel prediktor sejumlah p . Komponen utama merupakan kombinasi linear dari variabel baku Z , sehingga:

$$\left. \begin{aligned} PC_1 &= a_{11}Z_1 + a_{21}Z_2 + \dots + a_{p1}Z_p \\ PC_2 &= a_{12}Z_1 + a_{22}Z_2 + \dots + a_{p2}Z_p \\ &\vdots \\ PC_m &= a_{1m}Z_1 + a_{2m}Z_2 + \dots + a_{pm}Z_p \end{aligned} \right\} \quad (2.9)$$

apabila persamaan (2.9) disubstitusikan pada persamaan (2.8) maka akan diperoleh persamaan yang ditunjukkan pada persamaan (2.10).

$$\begin{aligned} Y &= \alpha_0 + \alpha_1(a_{11}Z_1 + a_{21}Z_2 + \dots + a_{p1}Z_p) + \alpha_2(a_{12}Z_1 + a_{22}Z_2 + \dots + a_{p2}Z_p) + \dots + \\ &\quad \alpha_m(a_{1m}Z_1 + a_{2m}Z_2 + \dots + a_{pm}Z_p) + \varepsilon \\ &= \alpha_0 + \alpha_1 a_{11}Z_1 + \alpha_1 a_{21}Z_2 + \dots + \alpha_1 a_{p1}Z_p + \alpha_2 a_{12}Z_1 + \alpha_2 a_{22}Z_2 \\ &\quad + \dots + \alpha_2 a_{p2}Z_p + \dots + \alpha_m a_{1m}Z_1 + \alpha_m a_{2m}Z_2 + \dots + \alpha_m a_{pm}Z_p + \varepsilon \\ &= \alpha_0 + (\alpha_1 a_{11} + \alpha_2 a_{12} + \dots + \alpha_m a_{1m})Z_1 + (\alpha_1 a_{21} + \alpha_2 a_{22} + \dots + \\ &\quad \alpha_m a_{2m})Z_2 + \dots + (\alpha_1 a_{p1} + \alpha_2 a_{p2} + \dots + \alpha_m a_{pm})Z_p + \varepsilon \end{aligned} \quad (2.10)$$

dari persamaan (2.10) diperoleh persamaan regresi dugaan komponen utama sebagai berikut.

$$\hat{Y} = b_0 + b_1Z_1 + b_2Z_2 + \dots + b_pZ_p \quad (2.11)$$

dengan keterangan adalah sebagai berikut.

$$b_0 = \hat{\alpha}_0$$

$$b_1 = \hat{\alpha}_1 a_{11} + \hat{\alpha}_2 a_{12} + \dots + \hat{\alpha}_m a_{1m}$$

$$b_2 = \hat{\alpha}_1 a_{21} + \hat{\alpha}_2 a_{22} + \dots + \hat{\alpha}_m a_{2m}$$

$$\vdots$$

$$b_p = \hat{\alpha}_1 a_{p1} + \hat{\alpha}_2 a_{p2} + \dots + \hat{\alpha}_m a_{pm}$$

2.3.2 Stepwise Regression

Stepwise regression merupakan salah satu metode pemilihan variabel dalam analisis regresi berganda yang bertujuan untuk mereduksi variabel prediktor demi memperoleh persamaan regresi terbaik. *Stepwise regression* dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu dengan *forward selection* dan *backward elimination*.

Forward selection merupakan prosedur yang dilakukan berulang-ulang. Prosedur ini pada mulanya hanya memiliki *intercept*, yang kemudian disisipkan variabel prediktor satu demi satu pada setiap iterasi hingga diperoleh informasi nilai kriteria yang optimum. Iterasi ini berhenti apabila variabel prediktor yang disisipkan dalam model menghasilkan informasi nilai kriteria yang tidak lebih baik dari variabel sebelumnya.

Sama halnya dengan *forward selection*, *backward elimination* juga merupakan penentuan variabel yang optimum dengan prosedur iteratif. Perbedaannya terletak pada model awal yang dimiliki. Pada *backward elimination* model awalnya terdiri dari semua variabel prediktor yang kemudian akan dilakukan iterasi dengan menghilangkan satu demi satu prediktor dari model. Penghapusan variabel prediktor berhenti apabila diperoleh informasi nilai kriteria yang tidak lebih baik dari sebelumnya, sehingga model yang terbentuk terdiri dari variabel-variabel pembangun pada iterasi sebelumnya.

Nilai informasi yang digunakan dalam *stepwise regression* adalah dengan menggunakan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). AIC diperoleh dari rumus pada persamaan 2.12 dimana $-2 \log\text{-likelihood}$ dihitung dari *deviance* (Lindsey & Sheather, 2010). $AIC = -2 \text{ maximized log-likelihood} + 2 \text{ parameter}$ (2.12)

dari persamaan AIC yang digunakan, kriteria nilai AIC terbaik adalah dengan nilai AIC yang paling kecil (Akaike, 1974).

2.3.3 Statistically Inspired Modification of Partial Least Square

Statistically inspired modification of partial least square atau sering dikenal dengan SIMPLS merupakan modifikasi dari regresi *partial least square* untuk *multivariate response*. Dalam prakteknya, algoritma SIMPLS lebih mudah digunakan dan diinterpretasikan karena tidak melibatkan pemecahan data set. Adapun algoritma SIMPLS adalah sebagai berikut.

1. Menghitung $\mathbf{S}_0 = \mathbf{X}'\mathbf{Y}$, $\mathbf{M}_0 = \mathbf{X}'\mathbf{X}$, $\mathbf{C}_0 = \mathbf{I}$ untuk $h = 1, 2, \dots, c$ dengan c merupakan jumlah komponen laten.
2. Menghitung \mathbf{q}_h yaitu dominan *eigenvector* dari $(\mathbf{S}_{h-1}'\mathbf{S}_{h-1})$
3. Menghitung pembobot, $\mathbf{w}_h^* = \mathbf{S}_{h-1}\mathbf{q}_h$
4. Menghitung komponen laten (\mathbf{t}_h)

$$\mathbf{t}_h = \mathbf{X}\mathbf{w}_h^*, \quad c_h = \mathbf{w}_h^{*'}\mathbf{M}_{h-1}\mathbf{w}_h^*$$
5. Menormalisasi pembobot dengan rumus $\mathbf{w}_h = \mathbf{w}_h^* / \sqrt{c_h}$.
 \mathbf{w}_h setelah dinormalisasi kemudian ditempatkan pada matrik \mathbf{W} sebagai kolom.
6. Menghitung matriks loading.
 $\mathbf{p}_h = \mathbf{M}_{h-1}\mathbf{w}_h$, \mathbf{p}_h ini digunakan pada matrik \mathbf{P} sebagai kolom.
 $\mathbf{q}_h = \mathbf{S}_{h-1}'\mathbf{w}_h$, \mathbf{q}_h juga digunakan pada matrik \mathbf{Q} sebagai kolom
7. Memperbarui inisiasi iterasi.

$$\mathbf{C}_h = \mathbf{C}_{h-1} - (\mathbf{c}_h\mathbf{p}_h)(\mathbf{c}_h\mathbf{p}_h)'$$

$$\mathbf{M}_h = \mathbf{M}_{h-1} - \mathbf{p}_h\mathbf{p}_h'$$

$$\mathbf{S}_h = \mathbf{C}_h\mathbf{S}_{h-1}$$
8. Menggabungkan nilai-nilai matrik \mathbf{P} , \mathbf{Q} , dan \mathbf{W}
9. Menghitung matriks koefisien

$$\mathbf{B} = \mathbf{W}\mathbf{Q}'$$

Penentuan jumlah variabel laten yang digunakan dapat dipilih berdasarkan nilai PRESS (*Prediction Residual Error Sum*

of Square) yang paling kecil. Nilai PRESS diperoleh dengan rumus sebagai berikut.

$$\text{PRESS} = \text{tr}[(\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}_t)'(\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}_t)] \quad (2.13)$$

2.4 Prediksi *Ensemble*

Prediksi *ensemble* merupakan sebuah metode prediksi numerik untuk memprediksi kemungkinan keadaan atmosfer secara kuantitatif pada waktu yang akan datang (Leutbecher & Palmer, 2008). Prediksi *ensemble* dapat dilakukan dengan cara membangkitkan data *ensemble* menggunakan beberapa model peramalan. Sumber ketidakpastian dalam model prediksi cuaca adalah *error* pada kondisi awal dan *error* pada model prediksi. Kedua *error* tersebut saling terkait karena kondisi awal melibatkan model prediksi. Sehingga *error* pada kondisi awal dipengaruhi oleh *error* pada model prediksi.

Dalam prosesnya, simulasi data *ensemble* menggunakan prosedur komputasi yang sangat rumit sehingga membutuhkan spesifikasi komputer yang sangat canggih. Proses numerik dalam simulasi data *ensemble* yaitu proses inisialisasi dan perturbasi, dimana dalam mendapatkan satu *output ensemble* pada masing-masing proses memerlukan waktu yang relatif lama.

Menurut Park dalam Swarinoto, Koesmaryono, Aldrian, Wigena (2012), model prediksi *ensemble* yang dibentuk merupakan kombinasi model sistem prediksi tunggal. Pembentukan model *ensemble* dapat dilakukan dengan menggunakan tiga cara yaitu sebagai berikut (Viney, Croke, Breuer, Borman, Bronstet, & Frede, 2005).

- Menggunakan rata-rata kasar (*raw mean*) dari model prediksi setiap harinya.
- Menggunakan median harian untuk semua anggota *ensemble*.
- Menggunakan multi variabel linear regresi pada periode kalibrasi yang diterapkan selama periode validasi.

Apabila model prediksi tunggal memiliki taraf signifikan yang berbeda, maka pembentukan model prediksi *ensemble*

dapat menggunakan nilai koefisien korelasi Pearson dalam periode tertentu (*training*) sebagai nilai pembobot (Swarinoto, et al, 2012). Adapun persamaannya adalah sebagai berikut.

$$Fe = \sum_{i=1}^K r_i F_i \quad (2.14)$$

Dimana :

Fe : total luaran model sistem prediksi ensemble.

K : banyaknya model sistem prediksi tunggal yang digunakan, $i=1,2,3,\dots,K$

r_i : nilai koefisien korelasi Pearson dari setiap model sistem prediksi tunggal ke- i

F_i : total luaran model sistem prediksi tunggal masing-masing ke- i

Nilai pembobot dengan menggunakan nilai koefisien korelasi Pearson antara nilai prediksi dengan nilai pengamatan asli apabila dijumlahkan menghasilkan nilai yang tidak sama dengan 1 atau dapat ditulis dengan persamaan berikut.

$$\sum_{i=1}^K r_i \neq 1 \quad (2.15)$$

Pada persamaan 2.15, setiap nilai koefisien korelasi yang digunakan dapat diperhitungkan secara proporsional, apabila dikondisikan jumlah nilai koefisien korelasi Pearson sebagai pembentuk persamaan tersebut mempunyai nilai maksimum +1. Apabila jumlah nilai korelasi tidak atau belum bernilai 1, maka dapat digunakan manipulasi matematik dengan menggunakan pembobot berdasarkan pada nilai koefisien korelasi Pearson. Nilai pembobot tersebut dapat dihitung dengan menggunakan rumus pada persamaan 2.16.

$$v_i = \frac{r_i}{\sum_{i=1}^K r_i} \quad (2.16)$$

dimana $\sum_{i=1}^K v_i = 1$ dan v_i merupakan nilai pembobot berdasarkan nilai koefisien korelasi Pearson dari luaran model sistem prediksi

tunggal ke- i , sedangkan i merupakan banyaknya model sistem peramalan tunggal. Berdasarkan hal tersebut, persamaan model sistem prediksi *ensemble* menjadi persamaan sebagai berikut.

$$Fe = \sum_{i=1}^K v_i F_i \quad (2.17)$$

2.5 Ensemble Model Output Statistics

Ensemble Model Output Statistics (EMOS) pertama kali diperkenalkan oleh Gneiting pada tahun 2005 yang merupakan pengembangan untuk MOS yang dikembangkan oleh Glahn dan Lowry. EMOS merupakan salah satu teknik *post-processing* yang berbasis regresi linear berganda. Selain itu, dengan menggunakan EMOS mudah untuk menerapkan dan mengkoreksi bias dan *underdispersion* peramalan. Pada temperatur cocok menggunakan distribusi normal sebagai anggota peramalan *ensemble* (Prokosch, 2013).

Dalam Gneiting (2005), EMOS menggunakan distribusi parametrik tunggal dengan banyaknya parameter tergantung pada *ensemble*. Prediksi *probability distribution function* (pdf) dari EMOS adalah normal distribusi dengan rata-rata prediksi adalah $\hat{\mu} = a + b_1 x_1 + \dots + b_K x_K$ dan varians prediksinya adalah $\hat{\sigma}_{kalibrasi}^2 = c + d \hat{\sigma}_{ensemble}^2$. Dalam pendekatan ini, rata-rata prediksinya merupakan rata-rata bias terkoreksi terboboti dari peramalan *ensemble*, dimana a merupakan koreksi bias dan b_1, b_2, \dots, b_K merupakan koefisien regresi. Pada varians prediktif dimodelkan sebagai fungsi linear dari peramalan varians

ensemble $\hat{\sigma}_{ensemble}^2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (x_k - \bar{x})^2$ dimana $\bar{x} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_k$ adalah rata-rata dari peramalan *ensemble* dengan x_k merupakan nilai prediksi untuk *member ensemble* ke- k . Sehingga, model EMOS dapat dinyatakan dalam persamaan (2.18).

$$p(y | f_1, \dots, f_K) = g(y | a + b_1 f_1 + \dots + b_K f_K, c + d \hat{\sigma}_{ensemble}^2) \quad (2.18)$$

dimana f_1, f_2, \dots, f_k menyatakan *ensemble* dari model peramalan yang diperoleh dari k model yang berbeda. Untuk y merupakan peramalan *ensemble* yang terkalibrasi. Parameter regresi ditunjukkan oleh b_1, b_2, \dots, b_k dan $c+d$ adalah parameter distribusi dimana $\hat{\sigma}_{ensemble}^2$ adalah varians dari peramalan *ensemble*.

2.6 Evaluasi Keباikan Model Prediksi

Evaluasi kebaikan model digunakan untuk mengetahui apakah model yang diperoleh sudah cukup baik dalam meramalkan suhu dan kelembapan. Model peramalan yang diperoleh bersifat deterministik dan probabilistik, sehingga evaluasi kebaikan model yang digunakan adalah *Root Mean Square Error* (MSE) dan *Continuous ranked Probability Score* (CRPS).

2.6.1 Root Mean Square Error

Dalam metode peramalan, evaluasi kebaikan model yang paling sering digunakan adalah *Root Mean Square Error* (MSE). Dengan menggunakan RMSE akan dapat diketahui ukuran kesalahan peramalan. RMSE merupakan akar dari rata-rata kuadrat dari selisih nilai prediksi dan nilai pengamatan sebenarnya. Nilai RMSE sangat dipengaruhi oleh adanya *outlier*, sehingga dapat mempengaruhi akurasi kebaikan prediksi. Secara matematis, RMSE dapat diformulasikan pada rumus 2.23 sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2}{n}} \quad (2.19)$$

dimana:

x_t : Data sebenarnya pada waktu ke- t

\hat{x}_t : Nilai prediksi pada waktu ke- t

n : Banyaknya prediksi

2.6.2 Continuous Ranked Probability Score

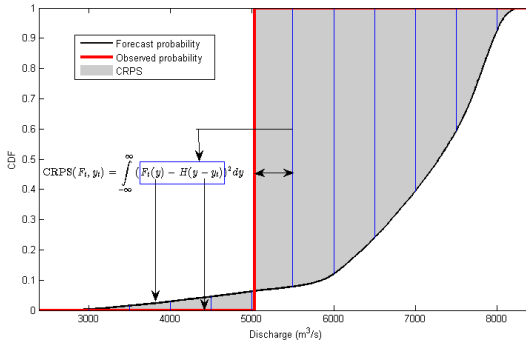
Peramalan kalibrasi *ensemble* menghasilkan taksiran interval bersifat probabilistik. Berdasarkan hal tersebut, *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS) digunakan sebagai ukuran untuk menilai keakuratan peramalan probabilistik. CRPS dilakukan dengan membandingkan distribusi hasil peramalan dengan observasi, dimana keduanya menggunakan fungsi distribusi kumulatif (CDF). Hasil peramalan akan dikatakan baik apabila memiliki nilai CRPS kecil atau mendekati nol (Anggraeni, 2013). Adapun persamaan CRPS ditunjukkan pada persamaan 2.20.

$$crps(F, y) = \int_{x=-\infty}^{\infty} [F(t) - H(t - y)]^2 dt \quad (2.20)$$

dimana F merupakan CDF prediksi, y merupakan nilai observasi dan $H(t-y)$ menunjukkan fungsi *Heaviside*. Dari nilai $crps$ untuk setiap harinya, maka nilai CRPS atau *mean* dari $crps$ ditunjukkan pada persamaan 2.21.

$$CRPS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n crps(F_i, y_i) \quad (2.21)$$

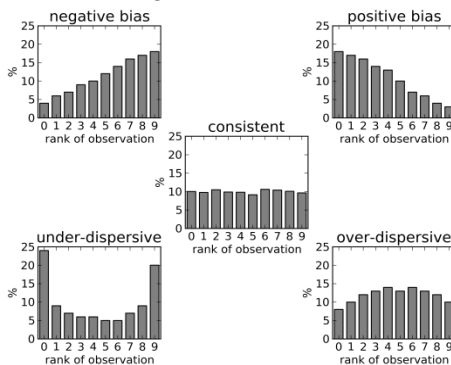
Secara visual, ditunjukkan pada Gambar 2.1 berikut (Shrestha, 2014).



Gambar 2.1 Ilustrasi *Continuous Ranked Probability Score*

2.6.3 Rank Histogram

Rank histogram merupakan salah satu metode untuk mengevaluasi kebaikan dari peramalan *ensemble*. *Rank histogram* digunakan untuk menentukan penyebaran peramalan *ensemblenya*. Dengan kata lain, *rank histogram* dapat menggambarkan apakah peramalan *ensemble* yang dihasilkan bias atau tidak. Prosedur dari *rank histogram* adalah jika terdapat *n-member ensemble* maka *member ensemble* tersebut diurutkan dari terendah ke tertinggi dan menentukan dimana letak pengamatan sebenarnya pada *member ensemble*. Kriteria rank histogram yang diperlukan adalah membentuk garis lurus (Hamill, 2001). Berikut ini kriteria dari rank histogram (Callado dkk, 2016).



Gambar 2.2 Kriteria Rank Histogram

2.6.4 Mean Percentage Error

Mean percentage error (MPE) merupakan ukuran dalam mengetahui bias dari peramalan (Wei, 2006). Hasil ramalan dikatakan bias ketika nilai MPE tidak sama dengan 0, sebaliknya apabila nilai MPE bernilai 0 maka ramalan dikatakan tidak bias. Rumus dari MPE adalah sebagai berikut.

$$\text{MPE} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right) 100\% \quad (2.21)$$

dimana x_i merupakan data sebenarnya ke- i , \hat{x}_i merupakan nilai prediksi ke- i dan n adalah banyaknya prediksi.

2.7 Cuaca

Cuaca adalah keadaan udara pada saat tertentu dan di wilayah tertentu yang relatif sempit dan pada jangka waktu yang singkat. Cuaca dinyatakan dalam besaran kualitatif ataupun kuantitatif. Cuaca terbentuk dari gabungan unsur cuaca. Unsur dari cuaca terdiri atas suhu, angin, tekanan udara, curah hujan dan kelembapan udara (Anshari, Arifin, & Rahmadiansah, 2013). Dalam penelitian ini akan diteliti mengenai suhu dan kelembapan udara.

Suhu merupakan keadaan udara panas atau dingin suatu waktu yang diperoleh dari hasil pengukuran harian dan dirata-ratakan setiap bulan. Suhu udara dipermukaan bumi dipengaruhi oleh berbagai faktor. Faktor-faktor yang mempengaruhi perubahan suhu udara antara lain sebagai berikut.

1. Jumlah radiasi matahari yang diterima.
2. Pengaruh daratan atau lautan.
3. Pengaruh ketinggian tempat.
4. Pengaruh angin secara tidak langsung.
5. Pengaruh panas laten
6. Tumbuh-tumbuhan.
7. Pengaruh sudut datang sinar matahari.

Dalam meteorologi, dikenal adanya pengukuran suhu maksimum, suhu rata-rata, dan suhu minimum. Perubahan suhu di Indonesia terbagi menjadi dua yaitu berdasarkan waktu dan ketinggian. Perubahan suhu berdasarkan waktu terjadi selama 24 jam atau antara siang dan malam, suhu tertinggi biasanya terdapat pada pukul 14.00 -15.00 sedangkan untuk suhu terendah pada pukul 06.00-07.00. Apabila berdasarkan ketinggian, maka setiap kenaikan 100 meter ketinggian, maka suhu akan turun sebesar 0,5°C.

Unsur cuaca yang lain adalah kelembapan udara. Kelembapan udara adalah kandungan uap air di udara yang terdiri dari kelembapan mutlak, kelembapan relatif, maupun defisit tekanan uap air. Kelembapan udara juga dipengaruhi oleh suhu udara. Makin tinggi suhu udara, maka makin banyak uap air yang

terkandung, sehingga semakin lembab pula udara pada wilayah tersebut. Kelembaban udara umumnya lebih tinggi pada malam hari. Kelembaban udara diukur menggunakan higrometer.

2.8 *Numeric Weather Prediction (NWP)*

Model NWP adalah sekumpulan kode komputer yang mempresentasikan secara numerik persamaan-persamaan atmosfer. Model NWP digunakan untuk memprediksi kondisi atau status atmosfer yang akan datang dengan menggunakan kemampuan komputer yang tinggi. Prediksi cuaca dirumuskan dengan menyelesaikan persamaan pergerakan atmosfer. Saat ini, banyak pusat meteorologi menggunakan model NWP dan super komputer untuk menghitung ramalan cuaca dalam 10 hari atau lebih ke depan dengan cara membagi wilayah-wilayah dari belahan dunia.

Peramalan NWP bersifat deterministik dan tidak memperhitungkan ketidakpastian yang terbentuk dari inisial prakiraan unsur cuaca yang tidak sempurna. Sehingga, hasil peramalan model NWP seringkali bias. Selain itu, hal tersebut juga dikarenakan keadaan atmosfer yang tidak pasti dan terbatasnya perhitungan matematik untuk memodelkan keadaan fisik dan dinamik atmosfer. NWP dicatat pada kombinasi lintang dan bujur yang disebut grid dengan resolusi $0,5^\circ$ yang setara dengan 55,5 km. Oleh karena itu, informasi cuaca yang dihasilkan akan bersifat homogen pada daerah pada lokasi tersebut. Dengan skala sebesar itu, NWP kurang merepresentasikan kondisi cuaca skala kecil atau lokal dengan baik. Apalagi pada beberapa lokasi dengan topografi dan vegetasi yang kompleks, akan sering menghasilkan ramalan NWP yang bias.

2.9 *Weather Research and Forecasting Environmental Modeling System*

WRF EMS merupakan model NWP yang mempunyai persamaan-persamaan fisika yang lengkap (Hutapea et al., 2015). Dengan menggunakan WRF EMS semua elemen yang digunakan

dalam kegiatan operasional NWP telah tersedia termasuk proses pengambilan dan pemrosesan data input (*initial condition*), eksekusi model, pemrosesan data *output* serta penyimpanan dan manajemen data. WRF EMS juga dapat menampilkan data hasil simulasi dan prediksi cuaca. Menurut Rozumalski dalam Hanggoro (2012), fitur-fitur yang disediakan oleh model WRF antara lain :

- a. Terdapat fitur *auto-update*
- b. Dapat memberikan kemudahan dalam konfigurasi sistem dan dapat menjalankan model NWP untuk tujuan prediksi maupun simulasi.
- c. Proses instalasi dapat dilakukan dengan mudah.
- d. Semua parameter konfigurasi telah diatur dan didokumentasikan.
- e. Proses pengambilan data dapat dilakukan secara otomatis.
- f. Mendukung berbagai *post processing software*.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder bersumber dari Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika Jakarta. Data tersebut terdiri atas data observasi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara serta data *output* NWP model WRF EMS pada 2 stasiun meteorologi yang terletak di bandara Indonesia antara lain stasiun meteorologi Soekarno Hatta dan Juanda. Periode data yang digunakan yaitu 3 Januari 2015 hingga 10 Desember 2016. Adapun struktur data pada penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Struktur Data Variabel Respon Penelitian

Subjek	Periode	Variabel Respon (Y1)	Variabel Respon (Y2)	Variabel Respon (Y3)
Stasiun 1	3/1/2015	Y(2;1)	Y(2;2)	Y(2;3)
	4/1/2015	Y(3;1)	Y(3;2)	Y(3;3)
	⋮	⋮	⋮	⋮
	22/11/2016	Y(351;1)	Y(351;2)	Y(351;3)
	23/11/2016	Y(352;1)	Y(352;2)	Y(352;3)
	10/12/2016	Y(353;1)	Y(353;2)	Y(353;3)
Stasiun 2	3/1/2015	Y(2;1)	Y(2;2)	Y(2;3)
	4/1/2015	Y(3;1)	Y(3;2)	Y(3;3)
	⋮	⋮	⋮	⋮
	22/11/2016	Y(351;1)	Y(351;2)	Y(351;3)
	23/11/2016	Y(352;1)	Y(352;2)	Y(352;3)
	10/12/2016	Y(353;1)	Y(353;2)	Y(353;3)

Tabel 3.2 Struktur Data Variabel Prediktor Penelitian

Subjek	Periode	Variabel Prediktor (X1,1)	Variabel Prediktor (X1,2)	Variabel Prediktor (X15,9)
Stasiun 1	2/1/2015	X(1,1,1)	X(1,1,2)	X(1,15,9)
	3/1/2015	X(2,1,1)	X(2,1,2)	X(2,15,9)
	4/1/2015	X(3,1,1)	X(3,1,2)	X(5,15,9)
	⋮	⋮	⋮	⋮
	22/11/2016	X(351,1,1)	X(351,1,2)	X(351,15,9)
	23/11/2016	X(352,1,1)	X(352,1,2)	X(352,15,9)
Stasiun 2	2/1/2015	X(1,1,1)	X(1,1,2)	X(1,15,9)
	3/1/2015	X(2,1,1)	X(2,1,2)	X(2,15,9)
	4/1/2015	X(3,1,1)	X(3,1,2)	X(5,15,9)
	⋮	⋮	⋮	⋮
	22/11/2016	X(351,1,1)	X(351,1,2)	X(351,15,9)
	23/11/2016	X(352,1,1)	X(352,1,2)	X(352,15,9)

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

i. Variabel Respon (Y)

Pada variabel respon yang digunakan adalah sebagai berikut.

Tabel 3.3 Variabel Respon Penelitian

No	Variabel	Keterangan	Satuan
1	Y1	Temperatur Maksimum	Derajat <i>Celcius</i>
2	Y2	Temperatur Minimum	Derajat <i>Celcius</i>
3	Y3	Kelembapan Rata-rata	%

ii. Variabel Prediktor (X)

Variabel prediktor terdiri atas variabel-variabel *given* yang merupakan parameter dari model NWP.

Terdapat beberapa variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini antara lain sebagai berikut.

Tabel 3.4 Variabel Prediktor Penelitian

No	Variabel	Keterangan	Satuan
1	X1	Hujan Total	mm/jam
2	X2	<i>Dew Point</i> 2 m	celcius
3	X3	<i>Wind Gust</i>	m/s
4	X4	<i>High Cloud</i>	%
5	X5	<i>Low Cloud</i>	%
6	X6	<i>Middle Cloud</i>	%
7	X7	<i>Total Cloud</i>	%
8	X8	<i>Mean Sea Level Pressure</i>	mb
9	X9	<i>Surface Pressure</i>	mb
10	X10	<i>Relative Humidity</i> 2 m	%
11	X11	<i>Specific Humidity</i> 2 m	kg/kg
12	X12	Temperatur 2m	celcius
13	X13	<i>U wind</i> 10m	m/s
14	X14	<i>V wind</i> 10m	m/s
15	X15	<i>Surface Vis</i>	meter

Adapun definisi operasional yang digunakan sebagai variabel respon dan prediktor pada penelitian ini dijelaskan sebagai berikut.

1. Hujan Total adalah jumlah setiap produk dari kondensasi uap air di atmosfer yang jatuh karena grafitasi.
2. *Dew point* 2m adalah pengukuran titik embun yang dilakukan pada ketinggian 2 meter.
3. *Wind gust* adalah angin yang berkaitan dengan badaiguntur arah dan kecepatannya dapat berubah dengan cepat pada waktu terik matahari. Perubahan kecepatannya dapat besar dan dalam waktu yang singkat. Sesaat

sesudah terjadi perubahan angin tersebut, biasanya diikuti keadaan lengang atau tak ada angin.

4. *High cloud* adalah awan yang letaknya pada ketinggian lebih dari 3 km tetapi tidak sama disetiap wilayah.
5. *Low cloud* adalah awan yang terletak pada paras rendah kurang dari 2 km.
6. *Middle cloud* adalah awan yang terletak pada paras antara 2 dan 8 km tetapi tidak sama disetiap wilayah
7. *Total cloud* adalah persentase jumlah awan tanpa memperhatikan letak awan disetiap wilayah.
8. *Mean sea level pressure* adalah suhu rata-rata di atas permukaan laut.
9. *Surface pressure* adalah tekanan permukaan diukur berdasarkan tekanan gaya pada permukaan dengan luas tertentu. Tekanan udara berkurang dengan bertambahnya ketinggian.
10. *Relative humidity* 2m adalah nilai perbandingan antara tekanan uap air ang ada pada saat pengukuran dan besarnya tekanan uap air maksimum yang dapat dicapai pada suhu dan tekanan udara pada saat itu yang di ukur pada 2 meter di atas permukaan laut.
11. *Specific humidity* adalah perbandingan antara massa uap air dan massa udara dalam tiap satuan volume udara yang di ukur pada 2 meter di atas permukaan laut.
12. Temperatur 2 m adalah derajat panas dan dingin udara di atmosfer yang diukur pada ketinggian 2 meter di atas permukaan.
13. *U wind* 10m adalah konvensi angin dari arah barat ke timur yang diukur pada ketinggian 10 meter di atas permukaan laut.

14. *V wind* 10m adalah konvensi angin dari arah selatan ke utara yang diukur pada ketinggian 10 meter di atas permukaan laut.

3.3 Langkah Analisis

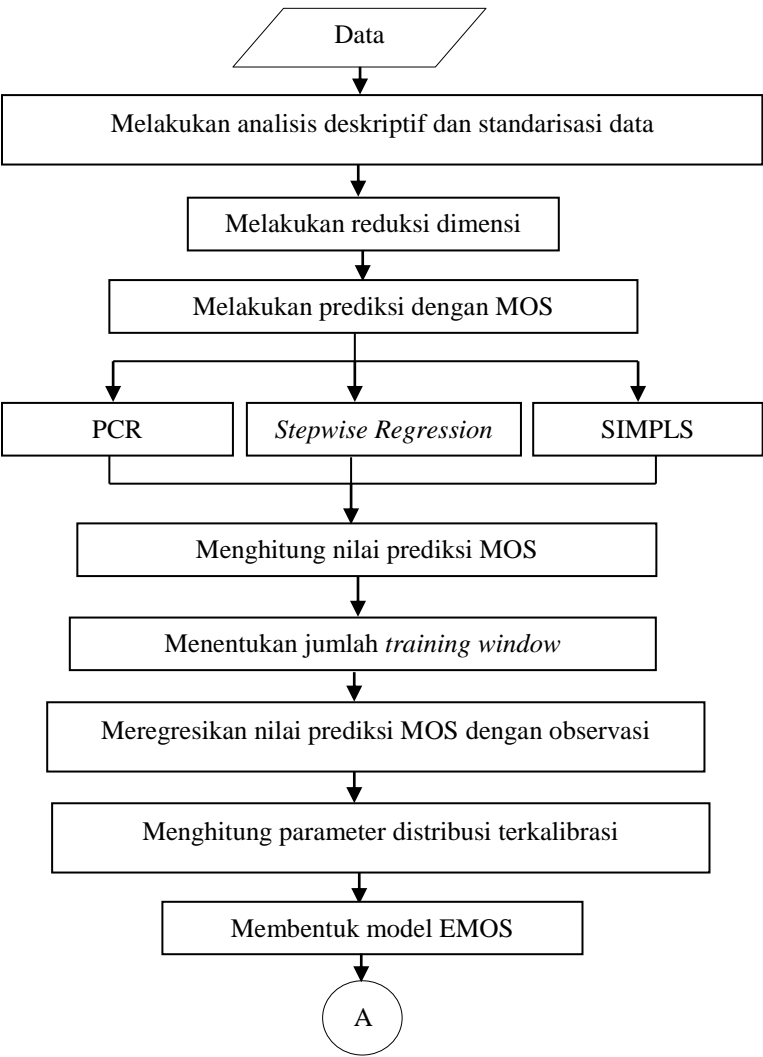
Berdasarkan hasil penentuan variabel yang digunakan dalam memprediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara, diduga variabel tersebut berpengaruh terhadap temperatur dan kelembapan udara. Dalam menganalisis perlu dilakukan langkah-langkah penelitian, adapun langkah penelitian tersebut sebagai berikut.

1. Melakukan *pre-processing* data.
Pre-processing data dilakukan pada data NWP dan data observasi. Data WRF-EMS merupakan data cuaca dengan satuan tiap jam sedangkan data observasi dengan satuan per hari. Sehingga, data NWP dikonversikan agar sesuai dengan data observasi yaitu dilakukan perhitungan rata-rata setiap harinya kecuali untuk variabel hujan total. Pada variabel hujan total dilakukan perhitungan penjumlahan untuk hujan total tiap harinya. Kemudian, dilakukan penyesuaian waktu yang digunakan pada data observasi dengan data NWP. Setelah sesuai, apabila terdapat nilai kosong atau *missing value* pada data observasi dilakukan imputasi dengan menggunakan nilai rata-rata pada hari sebelum dan sesudahnya.
2. Melakukan analisis deskriptif yaitu dengan menghitung rata-rata dan standart deviasi dari tiap variabel.
3. Melakukan standarisasi data *output* NWP (X) dan data observasi (Y). Standarisasi dilakukan dengan mengurangi nilai setiap pengamatan dengan rata-rata, setelah itu dibagi dengan standart deviasinya.
4. Melakukan reduksi dimensi *output* NWP menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Menghitung matriks varians kovarians.

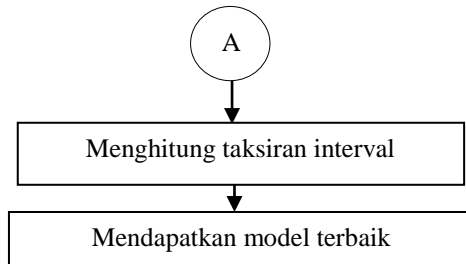
- b. Menghitung nilai *eigenvalue* dan *eigenvector* dari matriks kovarians
 - c. Membentuk variabel baru dari PC yang memiliki nilai *eigen* lebih dari 1.
 - 5. Melakukan pemodelan MOS dengan menggunakan *principal component regression*, *stepwise regression* dan *SIMPLS*. Langkah-langkah pada *principal component regression* adalah sebagai berikut.
 - a. Menentukan komponen optimum yang digunakan dengan menggunakan *cross validation*. Dimana jumlah komponen optimum dipilih berdasarkan nilai kumulatif varians sebesar 80%.
 - b. Meregresikan komponen optimum yang terpilih dengan masing-masing variabel respon yaitu T_{maks} , T_{min} , RH yang telah distandarisasi.
- Tahapan yang digunakan untuk pemodelan MOS dengan *stepwise regression* adalah sebagai berikut.
- a. Menghitung nilai AIC dengan semua variabel prediktor terlibat ke dalam model.
 - b. Menghilangkan satu per satu variabel prediktor dari model dan menghitung nilai AIC hingga diperoleh nilai AIC yang terbaik.
 - c. Meregresikan variabel prediktor yang telah dipilih berdasarkan nilai AIC terbaik dengan masing-masing variabel respon.
- Tahapan yang digunakan untuk pemodelan MOS dengan *SIMPLS* adalah sebagai berikut.
- a. Menghitung matriks S .
 - b. Menghitung q_h .
 - c. Menghitung pembobot (w_h).
 - d. Menghitung komponen laten.
 - e. Melakukan normalisasi pembobot.
 - f. Menghitung matriks loading.
 - g. Menghitung inisiasi iterasi.
 - h. Menambahkan komponen

- i. Menggabungkan nilai-nilai matriks **P**, **Q**, **W**
 - j. Menghitung matriks koefisien (**B**).
 - k. Membentuk model regresi dari matriks koefisien.
 6. Menghitung nilai prediksi untuk setiap model MOS yang akan digunakan sebagai *ensemble member*.
 7. Melakukan proses kalibrasi peramalan *ensemble* menggunakan metode EMOS dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Menetapkan jumlah *training window* yaitu 20, 30, 40, 50, 60 hari.
 - b. Meregresikan prediksi *ensemble* dengan pengamatan sebenarnya untuk data *training window* yang ditetapkan. Sehingga akan diperoleh persamaan regresi dalam bentuk $\hat{Y} = a + b_1 X_1 + \dots + b_K X_K$ dimana a, b_1, \dots, b_K adalah penaksir koefisien parameter regresi.
 - c. Melakukan kalibrasi untuk memperoleh parameter-parameter kalibrasi, yaitu parameter *mean* dan parameter *varians*. Nilai *varians* diperoleh melalui rumusan $\hat{\sigma}_{prediksi}^2 = c + d\hat{\sigma}_{ensemble}^2$. Dimana c dan d merupakan parameter distribusi dan $\hat{\sigma}_{ensemble}^2$ merupakan *varians* dari data prediksi *ensemble*.
 - d. Menyusun model prediksi EMOS untuk prediksi terkalibrasi sebagai berikut.

$$p(y | \hat{x}_1, \dots, \hat{x}_K) = g(y | a + b_1 \hat{x}_1 + \dots + b_K \hat{x}_K, c + d\hat{\sigma}_{ensemble}^2)$$
 - e. Mendapatkan taksiran interval prediksi *ensemble* terkalibrasi dengan rumus $\hat{\mu}_y \pm Z_{\alpha/2} \hat{\sigma}_y$, dengan y adalah prediksi terkalibrasi
 8. Melakukan evaluasi kebaikan prediksi terkalibrasi dengan menghitung nilai RMSE dan CRPS.
- Langkah-langkah tersebut dapat dilihat pada diagram alir sebagai berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian (Lanjutan)

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini diuraikan karakteristik variabel respon, pra-pemrosesan data NWP hingga diperoleh nilai prediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara menggunakan *Ensemble Model Output Statistics* (EMOS) beserta tahapannya. Selanjutnya, juga dilakukan evaluasi kebaikan model prediksi yang akan diuraikan dalam bab ini. Terdapat 2 stasiun meteorologi yang akan dibahas antara lain stasiun meteorologi Soekarno Hatta dan Juanda.

4.1 Penyusunan Model MOS

Model MOS dalam penelitian ini dibangun oleh 352 data dengan periode waktu 3 Januari 2015 hingga 10 Desember 2016. Model MOS dilakukan untuk mengatasi bias pada model NWP. Hal ini ditunjukkan pada Tabel 4.1 yang membuktikan bahwa model NWP menghasilkan prediksi yang bias. Pemodelan MOS yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan pendekatan *principal component regression*, *stepwise regression* dan *statistically inspired modification of partial least square*. Semua model MOS yang dihasilkan merupakan model antara variabel prediktor pada $t-1$ dengan variabel respon ke- t .

Tabel 4.1 *Mean Percentage Error* (MPE) Pada Model NWP di Stasiun Soekarno Hatta dan Juanda (dalam %)

Stasiun	Tmaks	Tmin	RH
Soekarno Hatta	-29,8497	0,9232	9,2711
Juanda	-26,3549	4,8370	12,4914

4.1.1 Analisis Deskriptif Data

Analisis deskriptif yang digunakan dalam penelitian ini adalah rata-rata dan standart deviasi. Hal ini juga dapat digunakan untuk standarisasi data temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara. Tabel 4.2 menunjukkan analisis deskriptif untuk stasiun meteorologi Soekarno Hatta dan Juanda.

Tabel 4.2 Rata-rata dan Standart Deviasi Unsur Cuaca Variabel Respon

Stasiun	Deskriptif	Tmaks	Tmin	RH
Soekarno Hatta	Rata-rata	32,079	24,076	77,935
	<i>Standart deviasi</i>	1,302	0,835	5,833
Juanda	Rata-rata	31,927	24,595	77,143
	<i>Standart deviasi</i>	0,981	1,296	6,164

Rata-rata dari temperatur maksimum di stasiun Soekarno Hatta sebesar 32,079 derajat *celcius* dengan nilai standart deviasi sebesar 1,302 yang diperoleh dari Tabel 4.2. Pada stasiun meteorologi Juanda, nilai standart deviasi kelembapan udara sebesar 6,164 dengan nilai rata-rata sebesar 77,143.

4.1.2 Pra-pemrosesan Parameter NWP

Pra-pemrosesan parameter NWP dilakukan dengan menggunakan PCA. Tahap ini digunakan untuk mereduksi spasial parameter NWP berdasarkan grid-grid terdekat dari wilayah observasi. Reduksi tersebut dapat menghasilkan komponen utama yang digunakan untuk merepresentasikan parameter NWP.

Kriteria dalam menentukan jumlah komponen utama yang digunakan adalah nilai eigen yang lebih dari satu. Tabel 4.3 berikut merupakan hasil PCA yaitu jumlah PC yang digunakan, nilai eigen dan kumulatif varian (dalam persen). Pada tabel tersebut menunjukkan hasil PC yang terbentuk dari masing-masing parameter NWP berdasarkan nilai eigen serta kumulatif varians. Dari 15 parameter yang digunakan, sebanyak 10 parameter yang menghasilkan 1 komponen utama yang terbentuk. Selain itu, sebanyak 5 parameter yang menghasilkan 2 komponen utama. Sehingga, komponen utama yang terbentuk untuk merepresentasikan parameter NWP sebanyak 20 komponen. Setiap parameter NWP yang dijelaskan dalam komponen utama dapat dilihat dari kumulatif varians. Dari Tabel 4.3, terlihat bahwa kumulatif varians untuk setiap parameter NWP sebesar 83,21% hingga 99,88% yang berarti komponen utama mampu menjelaskan parameter NWP sebesar 99,88%.

Hal yang sama juga dilakukan pada stasiun Juanda yaitu mereduksi parameter NWP dan diperoleh bahwa variabel *hujan total*, *low_cloud*, *temp*, *vwind* dan *survis* terbentuk 2 komponen utama yang dapat merepresentasikan variabel tersebut. Variabel-variabel selain itu hanya terbentuk 1 komponen utama. Kumulatif varians yang terbentuk sebesar 80,99 % hingga 98,23%. Hal ini berarti bahwa komponen utama mampu menjelaskan parameter NWP sebesar 80,99% hingga 98,23%.

Tabel 4.3 Jumlah PC, Nilai Eigen dan Kumulatif Varians Parameter NWP di Stasiun Meteorologi Soekarno Hatta dan Juanda

Variabel	Soekarno Hatta			Juanda		
	Jmlh PC	Nilai Eigen	Kum. Var	Jmlh PC	Nilai Eigen	Kum. Var
<i>hujan_total</i>	2	6,451 ; 1,395	87,18	2	6,122 ; 1,557	85,33
<i>dew2m</i>	1	8,397	93,30	1	8,588	95,42
<i>wind_gust</i>	1	7,983	88,70	1	7,513	83,48
<i>high_cloud</i>	1	8,177	90,85	1	8,241	91,57
<i>low_cloud</i>	2	6,048 ; 1,441	83,21	2	5,522 ; 1,722	80,49
<i>mid_cloud</i>	1	8,218	91,31	1	8,106	90,07
<i>tot_cloud</i>	1	8,210	91,22	1	8,195	91,06
<i>mslp</i>	1	8,938	99,31	1	8,951	99,46
<i>sur_press</i>	1	8,968	99,88	1	8,922	99,14
<i>rhum</i>	2	7,660 ; 1,149	97,88	1	7,889	87,66
<i>shum</i>	1	8,381	93,13	1	8,583	95,37
<i>temp</i>	2	5,077 ; 3,634	96,78	2	6,513 ; 2,030	94,93
<i>uwind</i>	1	8,796	97,44	1	8,840	98,22
<i>vwind</i>	1	7,871	87,46	2	6,528 ; 1,872	93,34
<i>survis</i>	2	6,458 ; 1,627	89,84	2	6,606 ; 1,404	89,01

4.1.3 Principal Component Regression

Dari 20 komponen utama hasil reduksi dimensi parameter NWP di Stasiun Soekarno Hatta, selanjutnya komponen tersebut dilakukan *cross validation* untuk menentukan jumlah komponen optimum yang digunakan dalam membangun model PCR. Jumlah

komponen optimum ditentukan berdasarkan nilai kumulatif varians yang lebih dari 80%.

Tabel 4.4 Persentase Kumulatif Varians 20 Komponen Parameter NWP di Stasiun Soekarno Hatta

Jumlah Komponen	Kumulatif Varians		
	Tmaks	Tmin	RH
1	27,49	27,49	24,50
2	40,42	40,42	40,42
3	52,17	52,17	52,17
4	60,92	60,92	60,92
5	69,13	69,13	69,13
6	75,95	75,95	75,95
7	81,71	81,71	81,71
8	86,35	86,35	86,35
9	89,37	89,37	89,37
10	91,69	91,69	91,69
11	93,78	93,78	93,78
12	95,72	95,72	95,72
13	97,45	97,45	97,45
14	98,68	98,68	98,68
15	99,43	99,43	99,43
16	99,87	99,87	99,87
17	99,97	99,97	99,97
18	100,00	100,00	100,00
19	100,00	100,00	100,00
20	100,00	100,00	100,00

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa nilai kumulatif varians untuk jumlah komponen parameter NWP yang berbeda, diperoleh bahwa jumlah komponen parameter NWP di stasiun Soekarno Hatta yang mampu menjelaskan model sebesar 80% sebanyak 7 komponen dengan nilai kumulatif varians sebesar 81,71%. Nilai

kumulatif varians tersebut diperoleh untuk temperatur maksimum, minimum dan RH yang menghasilkan nilai yang sama. Sehingga, pembangun model PCR di stasiun Soekarno Hatta menggunakan 7 komponen untuk masing-masing variabel respon.

Pada stasiun meteorologi Juanda juga dilakukan *cross validation* untuk menentukan jumlah komponen optimum.

Tabel 4.5 Persentase Kumulatif Varians Parameter NWP di Stasiun Juanda

Jumlah Komponen	Kumulatif Varians		
	Tmaks	Tmin	RH
1	37,21	37,21	37,21
2	52,63	52,63	52,63
3	64,25	64,25	64,25
4	72,16	72,16	72,16
5	78,75	78,75	78,75
6	83,43*	83,43*	83,43*
7	87,13	87,13	87,13
8	89,97	89,97	89,97
9	92,66	92,66	92,66
10	94,74	94,74	94,74
11	96,24	96,24	96,24
12	97,53	97,53	97,53
13	98,57	98,57	98,57
14	99,29	99,29	99,29
15	99,63	99,63	99,63
16	99,89	99,89	99,89
17	99,96	99,96	99,96
18	99,99	99,99	99,99
19	100,00	100,00	100,00
20	100,00	100,00	100,00

Ket * : nilai kumulatif varians >80%

Berdasarkan Tabel 4.5 diperoleh bahwa jumlah komponen yang mampu menjelaskan model sebesar 80% sebanyak 6 komponen dengan nilai kumulatif varians sebesar 83,43%. Hal tersebut berarti bahwa pembangun model prediksi PCR di stasiun Juanda dilakukan dengan menggunakan 6 komponen untuk masing-masing variabel respon.

Setelah diperoleh nilai komponen yang optimum, maka selanjutnya adalah meregresikan komponen optimum tersebut

dengan masing-masing variabel respon. Sehingga diperoleh persamaan regresi untuk masing-masing variabel respon di stasiun Soekarno Hatta ditunjukkan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Model Prediksi PCR Stasiun Soekarno Hatta

\hat{y}_{Tmaks}	=0,0536 PC1.hujantotal- 0,01313 PC2.hujantotal + 0,055789 PC.dew2m + 0,053307 PC.windgust + 0,005393 PC.highcloud – 0,05144 PC1.lowcloud –0,09914 PC2.lowcloud+0,054884 PC.midcloud+ 0,02689 PC1.totcloud + 0,073619 PC.mslp+ 0,071902 PC.surpress + 0,124525 PC1.rhum - 0,00814 PC2.rhum+ 0,054246 PC.shum – 0,08082 PC1.temp+ 0,152715 PC2.temp+ 0,131885 PC.uwind – 0,07171 PC.vwind + 0,015017 PC1.survis - 0,03027 PC2.survis
\hat{y}_{Tmin}	= -0.00033 PC1.hujantotal- 0,01482 PC2.hujantotal - 0,1191 PC.dew2m - 0,01491 PC.windgust + 0,030798 PC.highcloud + 0,001541 PC1.lowcloud–0,06779 PC2.lowcloud+0,050051 PC.midcloud+ 0,045492 PC1.totcloud + 0,139139 PC.mslp+ 0,142119 PC.surpress – 0,06832 PC1.rhum + 0,058963 PC2.rhum- 0,11975 PC.shum – 0,04782 PC1.temp+ 0,075988 PC2.temp+ 0,006787 PC.uwind +0,014053 PC.vwind - 0,02297 PC1.survis - 0,03368 PC2.survis
\hat{y}_{RH}	= 0,069502 PC1.hujantotal- 0,03476 PC2.hujantotal - 0,16728 PC.dew2m +0,006169 PC.windgust- 0,00604 PC.highcloud + 0,047734 PC1.lowcloud+0,017986 PC2.lowcloud - 0,04222 PC.midcloud- 0,02207 PC1.totcloud – 0,01187 PC.mslp – 0,00383 PC.surpress – 0,20233 PC1.rhum -0,01106 PC2.rhum- 0,16599 PC.shum + 0,089634 PC1.temp- 0,07491 PC2.temp+ 0,11668 PC.uwind +0,103152 PC.vwind - 0,03117 PC1.survis - 0,03203 PC2.survis

Pada stasiun Juanda, dilakukan regresi antara komponen optimum tersebut dengan masing-masing variabel respon dengan jumlah komponen optimum sebanyak 6 komponen. Adapun persamaan regresi untuk Stasiun Juanda ditunjukkan Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Model Prediksi PCR Stasiun Juanda

\hat{y}_{Tmaks}	= 0,000204 PC1.hujantotal – 0,03258 PC2.hujantotal – 0,01507 PC.dew2m+0,087792 PC.windgust-0,00475 PC.highcloud+0,001986 PC1.lowcloud+0,034565PC2.lowcloud+0,027655PC1.midcloud + 0,009042 PC.totcloud- 0,078902 PC.mslp+0,079332PC.surpress + 0,054094 PC.rhum-0,0168 PC.shum–0,18466 PC1.temp–0,0696 PC2.temp +0,07PC.uwind+0,041247 PC1.vwind – 0,09528 PC2.vwind +0,009394 PC1.survis – 0,03888 PC2.survis
-------------------	--

Tabel 4.7 Model Prediksi PCR Stasiun Juanda (Lanjutan)

$\hat{y}_{Tmin} =$	0,042 PC1.hujantotal + 0,011 PC2.hujantotal – 0,124 PC.dew2m + 0,121 PC.windgust + 0,009 PC.highcloud + 0,072 PC1.lowcloud + 0,020 PC2.lowcloud + 0,038 PC1.midcloud + 0,032 PC.totcloud + 0,058 PC.mslp + 0,054 PC.surpress – 0,069 PC.rhum - 0,124 PC.shum – 0,070 PC1.temp – 0,121 PC2.temp + 0,030 PC.uwind + 0,122 PC1.vwind – 0,088 PC2.vwind – 0,067 PC1.survis + 0,013 PC2.survis
$\hat{y}_{RH} =$	-0,047 PC1.hujantotal – 0,002 PC2.hujantotal – 0,138 PC.dew2m + 0,078 PC.windgust + 0,001 PC.highcloud – 0,031 PC1.lowcloud – 0,0005 PC2.lowcloud – 0,050 PC1.midcloud – 0,027 PC.totcloud + 0,027 PC.mslp + 0,032 PC.surpress – 0,149 PC.rhum - 0,138 PC.shum + 0,087 PC1.temp – 0,079 PC2.temp – 0,081 PC.uwind + 0,109 PC1.vwind + 0,044 PC2.vwind + 0,019 PC1.survis + 0,024 PC2.survis

4.1.4 Stepwise Regression

Langkah pertama dalam pembentukan model MOS dengan pendekatan *stepwise regression* adalah memilih variabel prediktor yang terbaik dengan menggunakan kombinasi antara *backward elimination* dan *forward selection*. Penentuan variabel prediktor terbaik berdasarkan nilai AIC yang paling kecil.

Tabel 4.8 menunjukkan hasil penentuan variabel prediktor dengan *stepwise regression* berdasarkan nilai AIC untuk masing-masing variabel respon. Berdasarkan tabel tersebut diperoleh bahwa nilai AIC terkecil pada variabel respon temperatur maksimum sebesar -148,96 dengan jumlah variabel prediktor yang dipilih sebanyak 9. Sehingga, model MOS temperatur maksimum dibangun dengan menggunakan 9 variabel prediktor yang terpilih tersebut. Untuk variabel respon temperatur minimum atau Tmin diperoleh nilai AIC terkecil sebesar -105,64 dengan jumlah variabel prediktor terpilih sebanyak 14 variabel. Pada variabel kelembapan udara atau RH didapatkan nilai AIC terkecil sebesar -252,28 dengan jumlah variabel terpilih sebanyak 6 variabel prediktor. Hal ini berarti, pembangun model MOS

untuk temperatur minimum adalah sebanyak 14 variabel prediktor terpilih sedangkan kelembapan udara dibangun oleh 6 variabel prediktor terpilih.

Tabel 4.8 Nilai AIC *Stepwise Regression* Stasiun Soekarno Hatta

Jumlah variabel	AIC		
	Tmaks	Tmin	RH
20	-128,62	-96,32	-228,30
19	-130,61	-98,29	-230,30
18	-132,59	-99,90	-232,27
17	-134,56	-101,49	-234,25
16	-136,51	-103,10	-236,22
15	-138,45	-104,39	-238,15
14	-140,38	-105,64	-240,05
13	-142,35		-241,88
12	-144,27		-243,31
11	-146,12		-244,73
10	-148,03		-246,40
9	-148,96		-248,33
8			-249,98
7			-250,73
6			-252,28

Sama halnya dengan prediksi di Stasiun Soekarno Hatta, untuk menentukan prediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara di stasiun Juanda juga ditentukan terlebih dahulu variabel prediktor yang digunakan berdasarkan nilai AIC yang ditunjukkan pada Tabel 4.9. Dari tabel tersebut diperoleh bahwa nilai AIC terkecil pada variabel respon temperatur maksimum sebesar -144,71 dengan jumlah variabel prediktor yang dipilih sebanyak 17. Untuk variabel respon temperatur minimum atau Tmin diperoleh nilai AIC terkecil sebesar -271,88 dengan jumlah variabel prediktor terpilih sebanyak 10 variabel.

Pada variabel kelembapan udara atau RH didapatkan nilai AIC terkecil sebesar -406,25 dengan jumlah variabel terpilih sebanyak 13 variabel prediktor. Sehingga, model MOS temperatur maksimum, minimum, dan kelembapan udara berturut-turut dibangun dengan menggunakan 17, 10, dan 13 variabel prediktor yang terpilih.

Tabel 4.9 Nilai AIC *Stepwise Regression* Stasiun Juanda

Jumlah variabel	AIC		
	Tmaks	Tmin	RH
20	-139,29	-259,18	-396,01
19	-141,20	-261,00	-398,00
18	-143,08	-262,52	-399,97
17	-144,71	-263,90	-401,90
16		-265,08	-403,75
15		-266,82	-404,28
14		-268,54	-404,83
13		-270,24	-406,25
12		-271,07	
11		-271,49	
10		-271,88	

Setelah diperoleh variabel prediktor terbaik yang terbentuk, maka selanjutnya adalah meregresikan variabel tersebut dengan masing-masing variabel respon sehingga akan didapatkan persamaan regresi *stepwise*. Adapun model prediksi MOS dengan regresi *stepwise* untuk masing-masing variabel respon di Stasiun Soekarno Hatta ditampilkan pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Model Prediksi *Stepwise Regression* di Stasiun Soekarno Hatta

$\hat{y}_{Tmaks} = 0,004 - 0,114 \text{ PC2.hujantotal} - 1,342 \text{ PC.highcloud} - 0,246$ $\text{PC1.lowcloud} - 1,317 \text{ PC.midcloud} + 2,296 \text{ PC.totcloud} -$ $0,087 \text{ PC1.temp} + 0,155 \text{ PC2.temp} + 0,107 \text{ PC.uwind} -$ $0,113 \text{ PC.vwind}$
--

Tabel 4.10 Model Prediksi *Stepwise Regression* di Stasiun Soekarno Hatta (Lanjutan)

$\hat{y}_{Tmin} =$	0,0006 – 0,396 PC.dew2m – 4,659 PC.highcloud – 0,955 PC1.lowcloud – 0,299 PC2.lowcloud – 4,489 PC.midcloud + 7,862 PC.totcloud + 0,298 PC.mslp – 0,263 PC.surpress + 0,214 PC1.rhum – 0,089 PC1.temp – 0,119 PC2.temp + 0,070 PC.uwind – 0,043 PC.vwind – 0,122 PC2.survis
$\hat{y}_{RH} =$	-0,00517 – 0,071 PC.dew2m – 0,081 PC2.lowcloud – 0,089 PC1.rhum + 0,061 PC1.temp – 0,097 PC.uwind + 0,069 PC.vwind

Model prediksi MOS dengan regresi *stepwise* untuk masing-masing variabel respon di Stasiun Juanda ditampilkan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Model Prediksi *Stepwise Regression* di Stasiun Juanda

$\hat{y}_{Tmaks} =$	0,124 PC1.hujantotal + 0,561 PC.dew2m – 1,274 PC.highcloud – 0,298 PC1.lowcloud + 0,143 PC2.lowcloud – 1,107 PC.midcloud + 2,270 PC.totcloud + 0,208 PC.mslp – 0,278 PC.surpress – 0,684 PC.shum – 0,252 PC1.temp – 0,095 PC2.temp – 0,200 PC.uwind – 0,125 PC1.vwind – 0,138 PC2.vwind + 0,096 PC1.survis – 0,081 PC2.survis
$\hat{y}_{Tmin} =$	0,1189 PC1.hujantotal – 0,064 PC2.hujantotal – 0,382 PC.dew2m – 0,062 PC.windgust + 0,187 PC.mslp – 0,206 PC.surpress + 0,101 PC.rhum – 0,077 PC1.temp + 0,034 PC.uwind + 0,091 PC1.survis
$\hat{y}_{RH} =$	-0,097 PC1.hujantotal – 0,0084 PC.dew2m + 0,055 PC.windgust + 0,591 PC.highcloud + 0,132 PC1.lowcloud + 0,395 PC.midcloud – 1,022 PC.totcloud + 0,038 PC.mslp + 0,083 PC1.temp + 0,112 PC.uwind + 0,130 PC1.vwind + 0,220 PC2.vwind – 0,104 PC1.survis

4.1.5 *Statistically Inspired Modification of Partial Least Square*

Pemodelan SIMPLS dibangun oleh data hasil reduksi dimensi parameter NWP. Sehingga, jumlah komponen yang terbentuk sebagai variabel prediktor sebanyak 20 komponen untuk variabel prediktor di Stasiun Soekarno Hatta. Selanjutnya,

pemodelan SIMPLS dibangun dengan terlebih dahulu menentukan jumlah komponen optimum yang digunakan untuk memodelkan. Penentuan jumlah komponen optimum yang dapat menghasilkan model terbaik dipilih berdasarkan nilai PRESS terkecil.

Tabel 4.12 Nilai PRESS Model Multivariat 20 Komponen di Stasiun Soekarno Hatta

Jumlah Komponen	Nilai PRESS	Jumlah Komponen	Nilai PRESS
1	1,287	11	1,211
2	1,218	12	1,210
3	1,207	13	1,213
4	1,206*	14	1,214
5	1,209	15	1,215
6	1,213	16	1,212
7	1,217	17	1,215
8	1,219	18	1,216
9	1,213	19	1,216
10	1,218	20	1,218

Ket: * menunjukkan nilai PRESS paling kecil

Tabel 4.12 menunjukkan nilai PRESS model multivariat berdasarkan iterasi jumlah komponen parameter NWP. Dari 20 komponen, nilai PRESS terkecil adalah sebesar 1,206 dengan jumlah komponen sebanyak 4 komponen. Sehingga, model dugaan SIMPLS dibangun oleh 4 komponen parameter NWP.

Selain menghitung nilai PRESS di stasiun Soekarno Hatta, pada stasiun Juanda juga dilakukan perhitungan nilai PRESS untuk mengetahui jumlah komponen pembangun model SIMPLS untuk memprediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara di stasiun Juanda. Nilai PRESS untuk Stasiun Juanda ditunjukkan pada Tabel 4.13 dan diperoleh bahwa PRESS terkecil sebesar 1,057 dengan jumlah komponen sebesar 15 dan 16 komponen. Namun, yang digunakan adalah yang paling sedikit

sehingga menggunakan 15 komponen Hal ini berarti bahwa jumlah komponen yang digunakan untuk memprediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara di stasiun Juanda sebanyak 15 komponen.

Tabel 4.13 Nilai PRESS Model Multivariat 20 Komponen di Stasiun Juanda

Jumlah Komponen	Nilai PRESS	Jumlah Komponen	Nilai PRESS
1	1,349	11	1,075
2	1,185	12	1,072
3	1,104	13	1,061
4	1,075	14	1,058
5	1,066	15	1,057
6	1,062	16	1,057
7	1,065	17	1,063
8	1,071	18	1,060
9	1,071	19	1,060
10	1,078	20	1,062

Dalam pemodelan SIMPLS akan dijelaskan secara rinci tahapan SIMPLS untuk stasiun Soekarno Hatta. Untuk stasiun Juanda dijelaskan juga dalam lampiran karena tahapan yang digunakan sama dengan yang digunakan pada stasiun Soekarno Hatta.

Langkah selanjutnya, pemodelan prediksi temperatur maksimum, minimum, dan kelembapan udara dibentuk menggunakan SIMPLS dengan diawali menghitung nilai pembobot SIMPLS. Nilai pembobot tersebut diperoleh dari rumus $\mathbf{w}_h = \mathbf{S}_{h-1} \mathbf{a}_h$ dengan h merupakan jumlah komponen yang terpilih yaitu sebanyak 4. Setelah itu, pembobot tersebut dinormalisasi sehingga akan diperoleh vektor \mathbf{w}_h sebanyak 4 vektor yang digunakan sebagai komponen dari matriks \mathbf{W} . Adapun hasil pembobotan SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta disajikan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Nilai Pembobot Pemodelan SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta

Variabel	w_1	w_2	w_3	w_4
PC1.hujantotal	-0,00194	0,00259	0,002225	-0,00104
PC2.hujantotal	$-7,62 \times 10^{-5}$	0,001112	-0,0005	0,003008
PC.dew2m	0,00364	0,003678	0,003434	0,007161
PC.windgust	$4,10 \times 10^{-5}$	-0,00026	0,000658	0,00581
PC.highcloud	0,001268	-0,00228	-0,00363	0,000189
PC1.lowcloud	0,000449	-0,00029	-0,00313	-0,00213
PC2.lowcloud	-0,00016	0,001247	0,000592	0,000136
PC.midcloud	0,001775	-0,00164	-0,00457	0,003241
PC.totcloud	0,001804	-0,00226	-0,0051	0,001668
PC.mslp	-0,00173	-0,00502	0,001247	0,007392
PC.surpress	-0,0019	-0,00486	0,001549	0,006914
PC1.rhum	0,003755	-0,00183	0,004254	0,000898
PC2.rhum	0,000192	-0,00029	0,000188	-0,00425
PC.shum	0,003634	0,003662	0,003311	0,006738
PC1.temp	-0,00154	0,000648	-0,00079	0,005493
PC2.temp	0,000449	-0,0066	0,003191	-0,00807
PC.uwind	0,002773	-0,00753	0,003712	-0,00802
PC.vwind	-0,00149	0,00602	-0,00561	0,004262
PC1.survis	-0,00053	0,000161	0,005099	-0,00242
PC2.survis	$3,03 \times 10^{-5}$	0,001104	0,000385	0,001701

Setelah diperoleh matriks pembobot, selanjutnya matriks **X-scores** dibentuk. Matriks **X-scores** merupakan matriks **T** yang didapatkan dari $T=XW$ dimana matriks **X** merupakan matriks variabel prediktor dan **W** merupakan matriks pembobot. Matriks **X-scores** ditunjukkan oleh Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Nilai **X-scores** Pemodelan SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta

n	t_1	t_2	t_3	t_4
1	-0.05006	0.030449	-0.03456	0.036836
2	-0.07193	0.054841	0.057695	-0.00839
3	-0.06298	0.010191	0.04794	0.030814
4	-0.06553	-0.01501	0.071755	0.08767
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
352	-0,05443	-0,06891	0,067716	0,007557

Kemudian, faktor *loading* untuk X dan Y dihitung untuk mendapatkan matriks faktor *loading* X dan Y. Matriks faktor *loading* X ditunjukkan pada Tabel 4.16. Matriks tersebut diperoleh dari rumus $\mathbf{X}=\mathbf{X}\mathbf{P}+\mathbf{F}$.

Tabel 4.16 Nilai Faktor *Loading* X SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta

Variabel	\mathbf{p}_1	\mathbf{p}_2	\mathbf{p}_3	\mathbf{p}_4
PC1.hujantotal	-31,098	13,846	14,697	-3,832
PC2.hujantotal	-0,431	2,025	-1,881	2,372
PC.dew2m	47,053	14,320	16,511	14,471
PC.windgust	-1,718	-10,394	-2,558	10,358
PC.highcloud	24,303	-14,080	-22,774	1,193
PC1.lowcloud	12,642	-2,011	-24,466	2,884
PC2.lowcloud	-3,124	6,577	-0,696	3,308
PC.midcloud	32,905	-14,005	-28,310	5,147
PC.totcloud	34,455	-16,222	-32,587	4,140
PC.mslp	-31,690	-31,598	8,602	28,561
PC.surpress	-34,520	-30,399	9,531	26,361
PC1.rhum	46,092	-4,864	15,640	6,700
PC2.rhum	3,109	4,424	-1,359	-7,446
PC.shum	47,288	14,674	16,143	13,646
PC1.temp	-21,822	-4,944	3,365	6,447
PC2.temp	-0,436	-22,060	5,719	-13,246
PC.uwind	31,796	-22,499	5,223	-14,815
PC.vwind	-9,820	20,181	-24,078	0,174
PC1.survis	-16,664	7,764	27,913	-7,295
PC2.survis	-0,201	3,336	-1,409	2,658

Selain menghitung matriks faktor *loading* untuk X, juga dilakukan perhitungan untuk matriks faktor *loading* Y. Matriks faktor *loading* Y diperoleh dari rumus $\mathbf{Y}=\mathbf{T}\mathbf{Q}+\mathbf{E}$ dimana matriks \mathbf{Q} didapatkan dari rumus $\mathbf{q}_h=\mathbf{S}'_{h-1}\mathbf{w}_h$. Tabel 4.17 berikut ini

merupakan tabel yang menunjukkan matriks faktor *loading* Y di stasiun Soekarno Hatta.

Tabel 4.17 Nilai Faktor *Loading* Y Pemodelan SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta

Respon	q ₁	q ₂	q ₃	q ₄
Tmaks	6,2853	-7,3446	3,2047	-4,0915
Tmin	-5,6549	-6,9739	-1,8997	-3,1374
RH	-12,4536	2,3794	-4,1972	-0,1191

Setelah itu, matriks koefisien regresi SIMPLS dapat dihitung dari rumus $\mathbf{B}=\mathbf{WQ}'$. Dimana matriks \mathbf{W} merupakan matriks pembobot SIMPLS yang ditunjukkan pada Tabel 4.14 dan matriks \mathbf{Q} merupakan matriks faktor *loading* Y yang ditunjukkan pada Tabel 4.17. Dari matriks koefisien regresi SIMPLS ini, maka dapat dibentuk persamaan regresi SIMPLS yang ditunjukkan Tabel 4.18.

Tabel 4.18 Model Prediksi Regresi SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta

$\hat{y}_{Tmaks} = -0,01986 \text{ PC1.hujantotal} - 0,02256 \text{ PC2.huantotal} - 0,02243$ $\text{PC.dew2m} - 0,01948 \text{ PC.windgust} + 0,012316 \text{ PC.highcloud} +$ $0,003635 \text{ PC1.lowcloud} - 0,00884 \text{ PC2.lowcloud} - 0,00471$ $\text{PC.midcloud} + 0,004773 \text{ PC.totcloud} - 0,0002 \text{ PC.mslp} +$ $0,000471 \text{ PC.surpress} + 0,047025 \text{ PC1.rhum} + 0,021311$ $\text{PC2.rhum} - 0,02101 \text{ PC.shum} - 0,03946 \text{ PC1.temp} + 0,094496$ $\text{PC2.temp} + 0,117399 \text{ PC.uwind} - 0,08901 \text{ PC.vwind} +$ $0,021735 \text{ PC1.survis} - 0,01365 \text{ PC2.survis}$
$\hat{y}_{Tmin} = -0,00804 \text{ PC1.hujantotal} - 0,0158 \text{ PC2.hujantotal} - 0,07522$ $\text{PC.dew2m} - 0,015026 \text{ PC.highcloud} + 0,012105$ $\text{PC1.lowcloud} - 0,00933 \text{ PC2.lowcloud} - 0,00011$ $\text{PC.midcloud} + 0,010034 \text{ PC.totcloud} + 0,019246 \text{ PC.mslp} +$ $0,01999 \text{ PC.surpress} - 0,01935 \text{ PC1.rhum} + 0,013892$ $\text{PC2.rhum} - 0,07352 \text{ PC.shum} - 0,01154 \text{ PC1.temp} +$ $0,062707 \text{ PC2.temp} + 0,054904 \text{ PC.uwind} - 0,03626$ $\text{PC.vwind} - 0,00023 \text{ PC1.survis} - 0,01394 \text{ PC2.survis}$

Tabel 4.18 Model Prediksi Regresi SIMPLS di Stasiun Soekarno Hatta
(Lanjutan)

$$\hat{y}_{RH} = 0,021154 \text{ PC1.hujantotal} + 0,005349 \text{ PC2.hujantotal} - 0,05184 \text{ PC.dew2m} - 0,00459 \text{ PC.windgust} - 0,00601 \text{ PC.highcloud} + 0,0071 \text{ PC1.lowcloud} + 0,002486 \text{ PC2.lowcloud} - 0,00722 \text{ PC.midcloud} - 0,00663 \text{ PC.totcloud} + 0,003433 \text{ PC.mslp} + 0,00471 \text{ PC.surpress} - 0,06909 \text{ PC1.rhum} - 0,00337 \text{ PC2.rhum} - 0,05125 \text{ PC.shum} + 0,023405 \text{ PC1.temp} - 0,03371 \text{ PC2.temp} - 0,06706 \text{ PC.uwind} + 0,055944 \text{ PC.vwind} - 0,001415 \text{ PC1.survis} + 0,000433 \text{ PC2.survis}$$

Model prediksi regresi SIMPLS untuk Stasiun Juanda ditunjukkan pada Tabel 4.19.

Tabel 4.19 Model Prediksi Regresi SIMPLS di Stasiun Juanda

$$\hat{y}_{Tmaks} = 0,104074 \text{ PC1.hujantotal} - 0,01252 \text{ PC2.hujantotal} - 0,05121 \text{ PC.dew2m} + 2,64 \times 10^{-5} \text{ PC.windgust} - 0,00415 \text{ PC.highcloud} + 0,055784 \text{ PC1.lowcloud} + 0,016446 \text{ PC2.lowcloud} - 0,0219 \text{ PC.midcloud} + 0,028265 \text{ PC.totcloud} + 0,128978 \text{ PC.mslp} - 0,20064 \text{ PC.surpress} + 0,103899 \text{ PC.rhum} - 0,13512 \text{ PC.shum} - 0,20754 \text{ PC1.temp} - 0,06325 \text{ PC2.temp} - 0,21205 \text{ PC.uwind} - 0,08787 \text{ PC1.vwind} + 0,104797 \text{ PC1.survis} - 0,08715 \text{ PC2.survis}$$

$$\hat{y}_{Tmin} = 0,126 \text{ PC1.hujantotal} - 0,135 \text{ PC2.hujantotal} - 0,167 \text{ PC.dew2m} - 0,077 \text{ PC.windgust} - 0,013 \text{ PC.highcloud} + 0,013 \text{ PC1.lowcloud} + 0,025 \text{ PC2.lowcloud} - 0,011 \text{ PC.midcloud} + 0,003 \text{ PC.totcloud} + 0,122 \text{ PC.mslp} - 0,142 \text{ PC.surpress} + 0,090 \text{ PC.rhum} - 0,187 \text{ PC.shum} - 0,071 \text{ PC1.temp} - 0,052 \text{ PC2.temp} + 0,061 \text{ PC.uwind} + 0,035 \text{ PC1.vwind} + 0,040 \text{ PC2.vwind} + 0,080 \text{ PC1.survis} - 0,105 \text{ PC2.survis}$$

$$\hat{y}_{RH} = -0,096 \text{ PC1.hujantotal} - 0,038 \text{ PC2.hujantotal} - 0,059 \text{ PC.dew2m} + 0,057 \text{ PC.windgust} + 0,029 \text{ PC.highcloud} - 0,023 \text{ PC1.lowcloud} + 0,041 \text{ PC2.lowcloud} - 0,081 \text{ PC.midcloud} - 0,037 \text{ PC.totcloud} + 0,019 \text{ PC.mslp} + 0,019 \text{ PC.surpress} + 0,035 \text{ PC.rhum} - 0,043 \text{ PC.shum} + 0,096 \text{ PC1.temp} - 0,011 \text{ PC2.temp} + 0,121 \text{ PC.uwind} + 0,141 \text{ PC1.vwind} + 0,235 \text{ PC2.vwind} - 0,107 \text{ PC1.survis} - 0,026 \text{ PC2.survis}$$

4.2 *Ensemble Model Output Statistics*

Data yang digunakan dalam *ensemble* MOS merupakan nilai hasil prediksi dari ketiga model MOS yang telah didapatkan yaitu model PCR, *stepwise regression* dan SIMPLS untuk stasiun Soekarno Hatta dan Juanda. Nilai masing-masing prediksi model MOS digunakan sebagai variabel prediktor sedangkan variabel responnya adalah nilai observasi dari temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara di stasiun Soekarno Hatta dan Juanda. Selain itu, EMOS yang digunakan adalah dengan pendekatan distribusi normal.

Langkah pertama dalam memodelkan EMOS adalah menentukan jumlah *training window* yang akan digunakan. Dalam *ensemble* MOS, jumlah *training window* yang pendek dapat beradaptasi dengan bias sehingga dalam penelitian ini digunakan *training window* antara lain 20, 30, 40, 50, 60 hari. *Training window* tersebut digunakan untuk membangun model prediksi untuk setiap harinya sebanyak data yang dimiliki.

4.2.1 Menghitung Koefisien Parameter Terkalibrasi

Koefisien parameter terkalibrasi dibentuk dengan meregresikan 3 hasil prediksi MOS yaitu PCR, *stepwise regression*, dan SIMPLS dengan nilai observasi untuk masing-masing temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara. Model yang terbentuk dibangun berdasarkan *training window* (m) yang digunakan yaitu 20, 30, 40, 50, 60 hari. Dalam EMOS, model prediksi yang dihasilkan akan berbeda-beda setiap harinya. Apabila menggunakan *training window* 20 maka 20 data pertama digunakan untuk memodelkan satu hari setelahnya dan mengestimasi parameter distribusinya, begitupun untuk hari selanjutnya. Pemodelan dalam EMOS berlaku *looping* yang berarti bahwa akan diperoleh model EMOS yang berbeda-beda untuk setiap harinya sebanyak data yang dimiliki serta dapat memprediksi beberapa hari setelahnya. Sebagai ilustrasi dapat ditunjukkan pada gambar 4.1 dengan menggunakan *training window* 20 hari.

No	Vdate	Member Ensemble			Obs
		pcr	stepwise	simpls	
1	20150102	31,01	30,56	31,10	30,2
2	20150103	30,57	30,88	31,08	29,9
3	20150104	30,79	31,05	31,37	28,4
4	20150105	31,16	30,68	31,44	31,6
5	20150106	31,51	31,60	31,90	31,6
6	20150107	31,31	31,93	31,72	32,2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
13	20150114	31,07	31,19	30,98	30,2
14	20150115	30,35	30,64	30,59	31,6
15	20150116	31,14	30,98	31,27	32,5
16	20150117	30,90	30,47	30,70	30,0
17	20150118	31,17	29,76	30,39	30,2
18	20150119	30,75	29,95	30,48	26,4
19	20150120	30,66	30,63	30,44	30,2
20	20150121	30,41	30,36	30,27	29,8
21	20150122	30,49	29,54	30,00	27,6
22	20150123	30,77	30,58	30,50	29,2
		f_1	f_2	f_3	

m= 20
merupakan
banyaknya
data yang
digunakan
untuk
membangun
model
kalibrasi

Gambar 4.1 Ilustrasi Penggunaan *Training Window* dalam Memodelkan EMOS

Setelah meregresikan prediksi MOS sebagai *ensemble member* dengan nilai observasi, maka akan didapatkan koefisien parameter yaitu a , b_1 , b_2 , b_3 untuk tiap harinya pada setiap *training window* dan setiap variabel respon. Oleh karena model prediksi EMOS yang dihasilkan banyak dan berbeda-beda setiap harinya, maka dalam penelitian ini dipilih hasil prediksi EMOS untuk tanggal 23 November. Tabel 4.20 berikut ini menunjukkan nilai koefisien parameter temperatur maksimum, minimum dan RH Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016.

Tabel 4.20 Koefisien Parameter di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016

Variabel		Training Window				
		m=20	m=30	m=40	m=50	m=60
T-Maks	a	32,2960	30,3599	32,1968	28,4854	27,6139
	b_1	0,2208	0,6168	0,2450	$1,88 \times 10^{-6}$	0,1890
	b_2	$8,35 \times 10^{-9}$	0,2497	0,1206	0,2094	0,0934
	b_3	$4,67 \times 10^{-8}$	$1,76 \times 10^{-9}$	$1,82 \times 10^{-15}$	$3,38 \times 10^{-5}$	$1,12 \times 10^{-5}$
Tmin	a	13,4003	11,4297	10,5461	10,5735	10,4912
	b_1	0,6234	$5,70 \times 10^{-6}$	0,6703	$5,42 \times 10^{-6}$	0,26241
	b_2	$3,10 \times 10^{-5}$	0,1458	1,1066	0,3413	$1,57 \times 10^{-5}$
	b_3	0,5220	0,0039	0,1566	0,3597	0,52982
RH	a	79,6795	79,1508	79,4548	78,9167	78,9675
	b_1	$1,29 \times 10^{-6}$	$1,13 \times 10^{-9}$	$4,44 \times 10^{-8}$	$1,64 \times 10^{-5}$	0,3825
	b_2	0,0004	0,6460	0,1382	$2,33 \times 10^{-7}$	0,3046
	b_3	$3,65 \times 10^{-6}$	$7,20 \times 10^{-9}$	$1,30 \times 10^{-9}$	$1,70 \times 10^{-9}$	$7,14 \times 10^{-8}$

Tabel 4.20 menunjukkan parameter model EMOS untuk masing-masing variabel dengan *training window* yang berbeda-beda. Pada variabel temperatur maksimum, terlihat bahwa b_1 memiliki nilai parameter yang paling besar untuk *training window* 20, 30, 40, dan 60 hari. Hal ini berarti model prediksi PCR memberikan kontribusi yang besar terhadap model prediksi temperatur maksimum dengan EMOS. Namun, pada *training window* 50 hari model prediksi *stepwise regression* yang memberikan kontribusi paling besar terhadap model temperatur maksimum dengan EMOS.

Untuk variabel temperatur minimum, model prediksi *stepwise regression* memberikan kontribusi paling besar dalam model prediksi EMOS untuk *training window* 30 dan 40 hari. Namun, pada *training window* 50 dan 60 hari model yang memberikan kontribusi lebih adalah model prediksi SIMPLS

sedangkan pada training window 20 hari, model PCR yang paling berkontribusi pada model EMOS.

Hal yang sama dengan memprediksi temperatur minimum, untuk memprediksi kelembapan udara dengan EMOS terlihat bahwa model *stepwise regression* memberikan kontribusi yang paling besar untuk *training window* 20,30 dan 40 hari. Pada *training window* 50 dan 60 hari model SIMPLS yang memberikan kontribusi lebih terhadap prediksi EMOS.

Sama halnya dengan Stasiun Soekarno Hatta, pada Stasiun Juanda juga diperoleh model prediksi EMOS. Adapun koefisien parameter untuk stasiun Juanda ditunjukkan pada Tabel 4.21.

Tabel 4.21 Koefisien Parameter di Stasiun Juanda Tanggal 23 November 2016

Variabel		Training Window				
		m=20	m=30	m=40	m=50	m=60
T-Maks	a	-9,929	-9,612	-9,314	5,613	1,541
	b_1	0,521	$9,82 \times 10^{-6}$	0,476	0,519	0,091
	b_2	0,073	$3,34 \times 10^{-5}$	0,584	$1,55 \times 10^{-5}$	0,018
	b_3	0,120	0,151	0,572	0,457	0,407
Tmin	a	11,597	10,008	1,442	4,885	2,868
	b_1	0,935	0,002	$3,94 \times 10^{-6}$	$2,36 \times 10^{-5}$	1,371
	b_2	$5,42 \times 10^{-8}$	1,042	0,0003	0,527	0,194
	b_3	0,612	0,631	0,357	0,282	0,009
RH	a	-35,562	-20,242	-12,794	78,917	-10,041
	b_1	$8,31 \times 10^{-7}$	$3,41 \times 10^{-8}$	0,493	$1,64 \times 10^{-5}$	$1,47 \times 10^{-5}$
	b_2	0,673	0,002	$1,78 \times 10^{-7}$	$2,33 \times 10^{-7}$	$1,09 \times 10^{-9}$
	b_3	0,0003	0,007	1,104	$1,70 \times 10^{-9}$	0,037

4.2.2 Pembentukan Parameter Terkalibrasi

Setelah diperoleh koefisien parameter, maka selanjutnya dapat dihitung nilai parameter terkalibrasi untuk temperatur maksimum, minimum, dan kelembapan udara. Parameter terkalibrasi yang dihasilkan adalah *mean* terkalibrasi dan varians terkalibrasi. *Mean* terkalibrasi diperoleh dari rumus

$\hat{\mu} = a + b_1 f_1 + \dots + b_3 f_3$ dengan f_1, \dots, f_3 merupakan nilai prediksi MOS PCR, *stepwise regression* dan SIMPLS. Parameter varians diperoleh dari $\hat{\sigma}_{prediksi}^2 = c + d\hat{\sigma}_{ensemble}^2$ dimana $\hat{\sigma}_{ensemble}^2$ merupakan varians dari prediksi *ensemble*. Tabel 4.22 berikut merupakan parameter terkalibrasi untuk temperatur maksimum, minimum, dan kelembapan udara pada tanggal 23 November 2016 di Stasiun Soekarno Hatta.

Tabel 4.22 Parameter Terkalibrasi Prediksi T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016

Variabel	Parameter	Training Window				
		m=20	m=30	m=40	m=50	m=60
T-maks	$\hat{\mu}$ terkalibrasi	32,296	32,276	32,200	32,328	32,347
	$\hat{\sigma}^2$ terkalibrasi	0,379	0,497	0,466	0,365	0,401
T-min	$\hat{\mu}$ terkalibrasi	24,455	24,357	24,424	24,464	24,409
	$\hat{\sigma}^2$ terkalibrasi	0,370	0,361	0,325	0,323	0,374
RH	$\hat{\mu}$ terkalibrasi	79,679	79,151	79,455	78,917	78,967
	$\hat{\sigma}^2$ terkalibrasi	15,942	17,976	14,574	16,629	15,174

Nilai terkalibrasi $\hat{\mu}$ dan $\hat{\sigma}^2$ terkalibrasi untuk temperatur maksimum di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016. Parameter terkalibrasi tersebut digunakan untuk mendapatkan PDF dari prediksi *ensemble* terkalibrasi.

Nilai parameter terkalibrasi untuk stasiun Juanda ditunjukkan pada Tabel 4.23.

Tabel 4.23 Parameter Terkalibrasi Prediksi T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Juanda pada Tanggal 23 November 2016

Variabel	Parameter	Training Window				
		m=20	m=30	m=40	m=50	m=60
T-maks	$\hat{\mu}$ terkalibrasi	31,185	33,027	32,899	32,785	32,723
	$\hat{\sigma}^2$ terkalibrasi	0,203	0,213	0,226	0,265	0,235

Tabel 4.23 Parameter Terkalibrasi Prediksi T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Juanda pada Tanggal 23 November 2016 (Lanjutan)

Variabel	Parameter	Training Window				
		m=20	m=30	m=40	m=50	m=60
T-min	$\hat{\mu}$ terkalibrasi	25,446	25,406	25,280	25,323	25,413
	$\hat{\sigma}^2$ terkalibrasi	1,643	1,375	1,488	0,793	0,808
RH	$\hat{\mu}$ terkalibrasi	86,417	85,097	85,537	78,916	85,066
	$\hat{\sigma}^2$ terkalibrasi	17,720	19,707	19,722	16,629	15,358

4.2.3 Pembentukan Model *Ensemble Model Output Statistics*

Pembentukan model *ensemble* MOS diperoleh dari koefisien parameter yang telah didapatkan sebelumnya. Sehingga, model *ensemble* MOS untuk temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara dengan pendekatan distribusi normal di Stasiun Soekarno Hatta pada tanggal 23 November 2016 dengan *training window* 50 ditunjukkan pada Tabel 4.24 sebagai berikut.

Tabel 4.24 Model Prediksi EMOS T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016

$p(y_{TMAKS} f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SAMPLES}) = g(y_{TMAKS} 28,48 + 1,88 \times 10^{-8} f_{PCR} + 0,21 f_{STEPWISE} + 3,38 \times 10^{-5} f_{SAMPLES}; 0,365)$
$p(y_{TMIN} f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SAMPLES}) = g(y_{TMIN} 10,57 + 5,42 \times 10^{-6} f_{PCR} + 0,34 f_{STEPWISE} + 0,36 f_{SAMPLES}; 0,323)$
$p(y_{RH} f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SAMPLES}) = g(y_{RH} 78,92 + 1,64 \times 10^{-5} f_{PCR} + 2,33 \times 10^{-7} f_{STEPWISE} + 1,70 \times 10^{-9} f_{SAMPLES}; 16,629)$

Setelah diperoleh model prediksi EMOS di Stasiun Soekarno, selanjutnya juga dapat diperoleh model prediksi EMOS di Stasiun Juanda. Model prediksi EMOS untuk memprediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara di stasiun Juanda ditunjukkan pada Tabel 4.25.

Tabel 4.25 Model Prediksi EMOS T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Juanda pada Tanggal 23 November 2016

$p(y_{TMAKS} f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SAMPLES}) = g(y_{TMAKS} 5,61 + 0,52 f_{PCR} + 1,55 \times 10^{-5} f_{STEPWISE} + 0,46 f_{SAMPLES}; 0,265)$
$p(y_{TMIN} f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SAMPLES}) = g(y_{TMIN} 4,885 + 2,36 \times 10^{-5} f_{PCR} + 0,53 f_{STEPWISE} + 0,28 f_{SAMPLES}; 0,793)$
$p(y_{RH} f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SAMPLES}) = g(y_{RH} 78,92 + 1,64 \times 10^{-5} f_{PCR} + 2,33 \times 10^{-7} f_{STEPWISE} + 1,70 \times 10^{-9} f_{SAMPLES}; 16,629)$

4.2.4 Menghitung Taksiran Interval Peramalan Terkalibrasi

Parameter *mean* dan *varians* dapat digunakan untuk menghitung taksiran interval peramalan terkalibrasi pada tanggal 23 November 2016. Dengan menggunakan α sebesar 0,05 atau 5%, diperoleh taksiran interval model EMOS di Stasiun Soekarno Hatta yang ditunjukkan pada Tabel 4.26.

Tabel 4.26 Taksiran Interval model EMOS T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta pada Tanggal 23 November 2016

Variabel	Interval	Training Window				
		m=20	m=30	m=40	m=50	m=60
T-Maks	Lower	31,090	30,894	30,863	31,144	31,106
	Upper	33,454	33,657	33,537	33,512	33,588
T-Min	Lower	23,262	23,179	23,306	23,349	23,212
	Upper	25,648	25,535	25,542	25,580	25,608
RH	Lower	71,854	70,841	71,972	70,924	71,332
	Upper	87,347	87,461	86,937	86,909	86,602

Tabel 4.26 menunjukkan bahwa pada temperatur maksimum, diperoleh bahwa *training window* 20 merupakan *training window* memiliki interval yang cukup sempit dengan nilai *lower* sebesar 31,090 derajat *celcius* dan *upper* sebesar 33,454 derajat *celcius*. Hal ini berarti nilai prediksi temperatur maksimum untuk Stasiun Soekarno Hatta berada diantara nilai tersebut. Untuk temperatur minimum, *training window* 50 memiliki interval paling sempit dibandingkan dengan yang lain. Pada variabel RH, interval yang paling sempit adalah pada *training window* 50 hari.

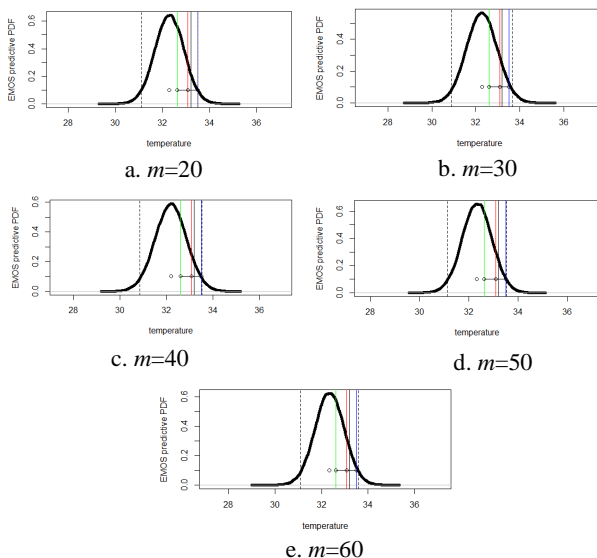
Taksiran interval pada Stasiun Juanda ditunjukkan pada Tabel 4.27 dan diperoleh bahwa pada temperatur maksimum diperoleh taksiran interval yang paling sempit adalah pada *training window* 20 hari yang berarti nilai prediksi temperatur maksimum di stasiun Juanda pada tanggal 23 November 2016 adalah berada pada rentang 32,303 hingga 34,068 derajat *celcius*. Pada temperatur minimum, taksiran interval yang optimum adalah pada *training window* 50 dengan batas bawah sebesar 23,578 dan batas atas sebesar 27,069 derajat *celcius*. Untuk kelembapan udara, taksiran interval yang sempit adalah pada *training window*

60 yang berarti nilai prediksi kelembapan udara di Stasiun Juanda berada diantara nilai 77,385 dan 92,747.

Tabel 4.27 Taksiran Interval Model EMOS T-Maks, T-Min, dan RH di Juanda pada Tanggal 23 November 2016

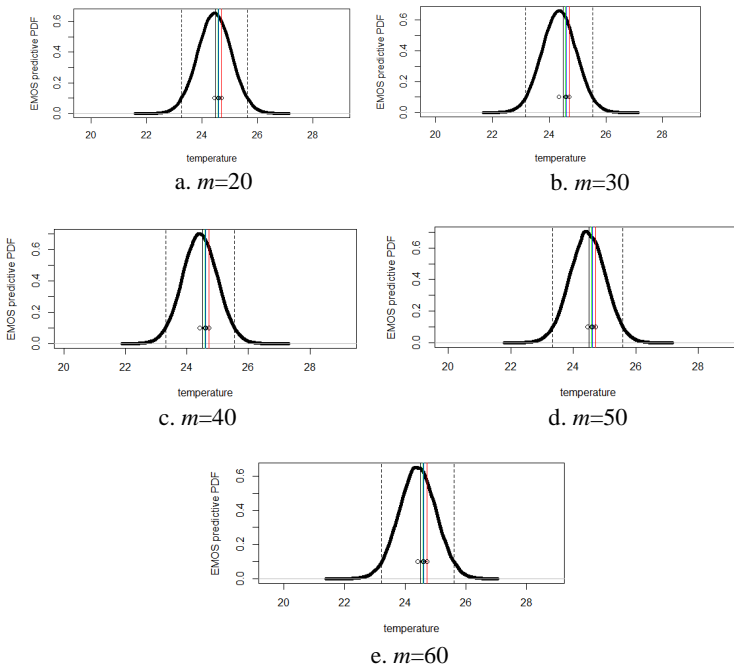
Variabel	Interval	Training Window				
		m=20	m=30	m=40	m=50	m=60
T-Maks	Lower	32,303	32,123	31,966	31,775	31,773
	Upper	34,068	33,930	33,833	33,795	33,672
T-Min	Lower	22,934	23,108	22,889	23,578	23,651
	Upper	27,959	27,704	27,672	27,069	27,176
RH	Lower	78,166	76,396	76,833	70,924	77,385
	Upper	94,668	93,797	94,241	86,909	92,747

Selain untuk menghitung taksiran interval, parameter *mean* dan *varians* kalibrasi dapat digunakan untuk membangun prediksi pdf.



Gambar 4.2 Prediktif *Probability Density Function* (PDF) EMOS Pada Temperatur Maksimum di Stasiun Soekarno Hatta Tanggal 23 November 2016

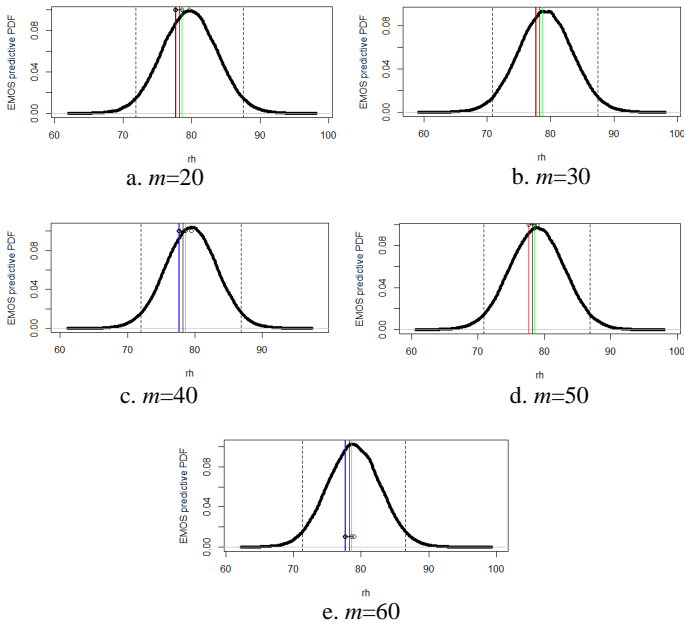
Prediktif PDF pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa nilai observasi temperatur maksimum di stasiun Soekarno Hatta dapat ditangkap dengan baik oleh taksiran interval untuk semua *training window* yang digunakan. Hal ini dikarenakan nilai observasi temperatur maksimum (garis vertikal berwarna hitam) berada diantara taksiran interval masing-masing *training window* (garis vertikal putus-putus). Dari semua *training window*, *training window* optimum adalah pada *training window* 30 hari karena memiliki *mean* distribusi yang ditunjukkan oleh simbol bulat mendekati nilai observasi.



Gambar 4.3 Prediktif *Probability Density Function* (PDF) EMOS Pada Temperatur Minimum di Stasiun Soekarno Hatta Tanggal 23 November 2016

Sama halnya dengan temperatur maksimum, pada prediktif PDF temperatur minimum yang ditunjukkan pada Gambar 4.3

menghasilkan nilai observasi yang mampu ditangkap oleh taksiran interval untuk semua *training window*. Hal tersebut ditunjukkan oleh nilai observasi (garis vertikal berwarna hitam) berada diantara garis vertikal putus-putus. Untuk *training window* yang optimum adalah pada *training window* 20 hari karena nilai *mean* distribusi yang paling dekat dengan nilai observasi. Begitu juga pada kelembapan udara yang menghasilkan bahwa nilai observasi mampu ditangkap oleh taksiran interval dengan *training window* optimum adalah pada *training window* 50 hari yang ditunjukkan pada Gambar 4.4. Pada gambar tersebut juga menunjukkan nilai prediksi untuk *ensemble member* dimana garis vertikal berwarna hijau merupakan garis yang menunjukkan nilai prediksi PCR, garis biru merupakan nilai prediksi *stepwise regression* dan garis merah merupakan nilai prediksi SIMPLS.



Gambar 4.4 Prediktif *Probability Density Function* (PDF) EMOS Pada Kelembapan Udara di Stasiun Soekarno Hatta Tanggal 23 November 2016

4.3 Evaluasi Keباian Model

Evaluasi kebaikan model yang digunakan adalah RMSE dan CRPS. Nilai CRPS digunakan untuk mengevaluasi model berdasarkan probabilitas. Nilai tersebut dapat digunakan untuk mengetahui *training window* yang optimum. Semakin kecil nilai CRPS maka model prediksi kalibrasi yang terbentuk semakin baik. Tabel 4.28 berikut ini menunjukkan nilai CRPS untuk setiap *training window* di Stasiun Soekarno Hatta.

Tabel 4.28 Nilai CRPS Prediksi EMOS T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta

<i>Training window</i> (hari)	CRPS		
	Tmaks	Tmin	RH
20	0,493	0,4170	2,242
30	0,405	0,4050	2,235
40	0,461	0,3980	2,174
50	0,466	0,3954	2,138
60	0,458	0,3951	2,139

Berdasarkan nilai CRPS yang ditunjukkan pada Tabel 4.28, diperoleh bahwa untuk variabel temperatur maksimum nilai CRPS yang terkecil adalah 0,405 dengan *training window* 30. Hal tersebut diartikan bahwa *training window* yang optimum adalah sebesar 30 hari. Pada variabel temperatur minimum, *training window* optimum adalah pada *training window* 60 hari dengan nilai CRPS paling kecil sebesar 0,3951. Untuk variabel kelembapan udara nilai CRPS terkecil sebesar 2,138 pada *training window* 50 yang berarti bahwa untuk RH baik menggunakan *training window* 30 hari dalam memodelkan prediksi ensemble MOS. Pada temperatur maksimum dan minimum diperoleh nilai CRPS yang kecil yaitu mendekati 0. Hal ini dapat dikatakan bahwa model prediksi EMOS cukup baik, tetapi tidak baik dalam memodelkan kelembapan udara karena nilai CRPS tidak mendekati 0.

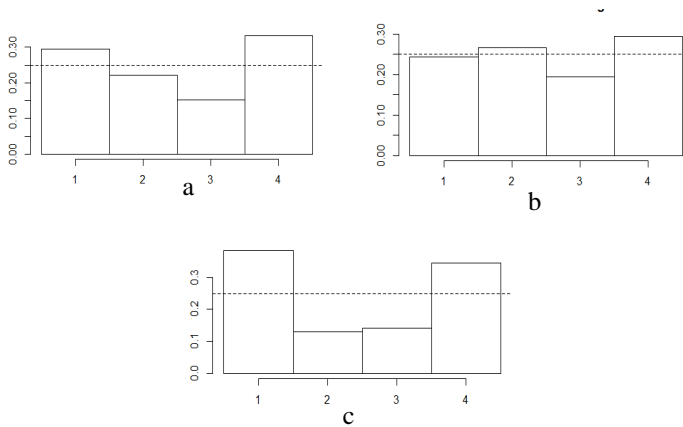
Setelah diperoleh *training window* yang optimum berdasarkan nilai CRPS, selanjutnya adalah melihat RMSE pada masing-masing model prediksi yaitu PCR, *stepwise regression*, SIMPLS dan model EMOS dengan *training window* optimum untuk setiap variabel temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara di stasiun meteorologi Soekarno Hatta. Adapun nilai RMSE untuk masing-masing model prediksi ditunjukkan pada Tabel 4.29.

Tabel 4.29 Nilai RMSE Tiap Model Prediksi T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Soekarno Hatta

Variabel	RMSE			
	PCR	STEPWISE	SIMPLS	EMOS
T-Maks	0,9804	0,9091	0,9331	0,8989
T-Min	0,7536	0,7017	0,7347	0,7215
RH	3,8526	3,8026	3,8809	3,8063

Pada variabel temperatur maksimum yang memiliki RMSE terkecil adalah model prediksi EMOS berdasarkan Tabel 4.29. Nilai RMSE model prediksi EMOS untuk temperatur maksimum sebesar 0,8989. Namun, pada variabel temperatur minimum dan kelembapan udara, nilai RMSE terkecil adalah pada model prediksi *stepwise regression*.

Selain dilihat dari nilai RMSE, perbandingan antar model prediksi dengan EMOS dapat dilihat dari rank histogram masing-masing variabel. Gambar 4.5 menunjukkan rank histogram untuk masing-masing variabel. Berdasarkan Gambar 4.5 yang menunjukkan plot rank histogram antara *member ensemble* dengan EMOS, terlihat bahwa hanya pada variabel temperatur minimum (b) yang menghasilkan grafik mendekati lurus atau konstan. Hal ini berarti bahwa nilai prediksi *ensemble member* mendekati konsisten dengan model prediksi EMOS dalam memprediksi temperatur minimum di Stasiun Soekarno Hatta. Pada temperatur maksimum (a) dan kelembapan udara (c) terbentuk underdispersi yang berarti bahwa observasi hasil kalibrasi berada di menyebar luar *member ensemble*.



Gambar 4.5 Plot Rank Histogram Model PCR, STEPWISE dan SIMPLS terhadap EMOS di Stasiun Soekarno Hatta (a) T-Maks (b) T-Min (c) RH

Hal yang sama juga dilakukan evaluasi kebaikan model di Stasiun Juanda. Evaluasi kebaikan model juga dilakukan dengan menggunakan nilai CRPS, RMSE dan Rank Histogram. Nilai CRPS untuk stasiun Juanda ditunjukkan pada Tabel 4.30.

Tabel 4.30 Nilai CRPS Prediksi EMOS T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Juanda

<i>Training Window</i>	CRPS		
	Tmaks	Tmin	RH
20	0,402	0,5055	1,965
30	0,401	0,4966	1,925
40	0,394	0,4967	1,852
50	0,367	0,5024	2,138
60	0,354	0,5134	1,812

Berdasarkan nilai CRPS yang ditunjukkan pada Tabel 4.30, diperoleh bahwa untuk variabel temperatur maksimum nilai CRPS yang terkecil adalah 0,354 dengan *training window* 60 hari. Hal tersebut diartikan bahwa *training window* yang optimum adalah sebesar 60 hari. Pada variabel temperatur minimum,

training window optimum adalah pada *training window* 30 hari dengan nilai CRPS paling kecil sebesar 0,4966. Pada variabel kelembapan udara nilai CRPS terkecil sebesar 1,812 pada *training window* 60. Hal ini berarti bahwa untuk memprediksi RH lebih baik menggunakan *training window* 60 hari dalam memodelkan prediksi ensemble MOS.

Setelah diperoleh nilai *training window* optimum, selanjutnya adalah melihat RMSE dari masing-masing model prediksi untuk Stasiun Juanda yang ditunjukkan pada Tabel 4.31.

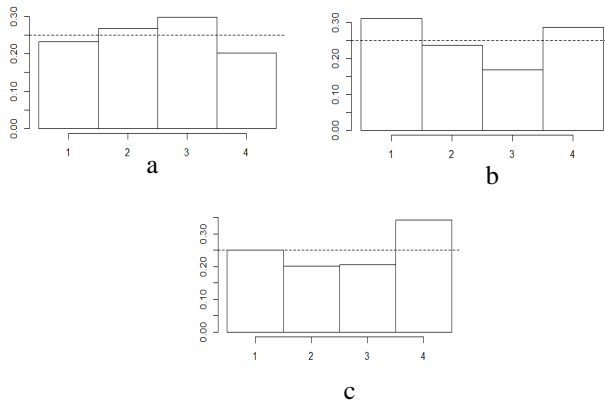
Tabel 4.31 Nilai RMSE Tiap Model Prediksi T-Maks, T-Min, dan RH di Stasiun Juanda

Variabel	RMSE			
	PCR	STEPWISE	SIMPLS	EMOS
T-Maks	0,785	0,621	0,626	0,641
T-Min	1,064	0,877	0,869	0,899
RH	3,373	3,110	3,118	3,218

Pada variabel temperatur maksimum yang memiliki RMSE terkecil adalah model prediksi *stepwise* (Tabel 4.30). Nilai RMSE model prediksi SIMPLS untuk temperatur minimum sebesar 0,869 yang merupakan nilai RMSE terkecil dalam memprediksi Tmin. Untuk variabel RH, model *stepwise* merupakan model yang memiliki RMSE tekecil dalam memprediksi RH. Hal ini berarti model tersebut baik dalam memprediksi RH.

Selain melakukan evaluasi menggunakan CRPS dan RMSE, evaluasi model juga dilihat dari rank histogram untuk stasiun Juanda yang ditunjukkan pada Gambar 4.6. Gambar 4.6 menunjukkan bahwa untuk temperatur maksimum yang ditunjukkan oleh (a) dihasilkan prediksi yang overdispersi. Pada bagian (b) yang menjelaskan prediksi temperatur minimum dengan *member ensemble*nya diperoleh bentuk yang underdispersi. Underdispersi yang berarti bahwa nilai dari temperatur minimum berada di luar nilai prediksi *member ensemble*nya. Namun, untuk kelembapan udara yang ditunjukkan

oleh bagian (c) menghasilkan bentuk yang mendekati konsisten meskipun jauh dari kata seragam.

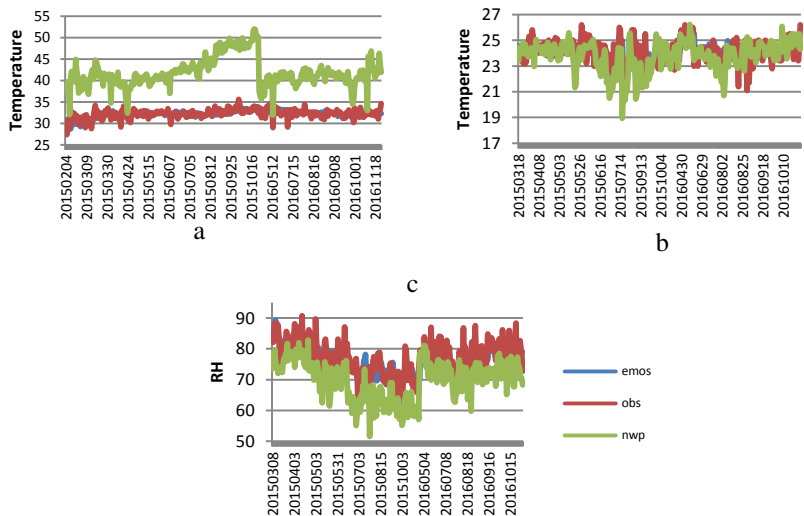


Gambar 4.6 Plot Rank Histogram Model PCR, STEPWISE dan SIMPLS terhadap EMOS di Stasiun Juanda (a) T-Maks (b) T-Min (c) RH

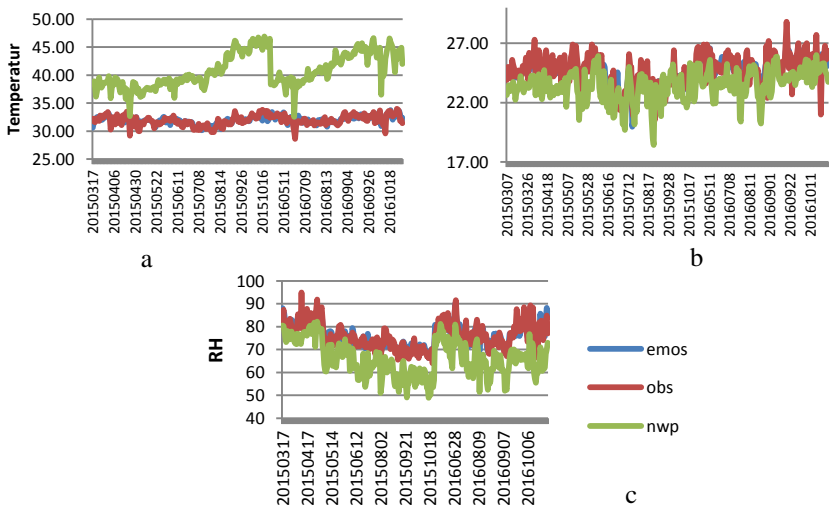
Evaluasi kebaikan model juga dilakukan perbandingan untuk nilai prediksi model EMOS dan nilai prediksi NWP terhadap nilai observasi.

Gambar 4.7 menunjukkan bahwa hasil prediksi model EMOS yang berwarna biru mendekati dengan nilai observasi yang berwarna merah jika dibandingkan dengan nilai prediksi NWP yang ditunjukkan oleh garis hijau. Hal ini berarti bahwa hasil prediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara mendekati nilai sebenarnya di Stasiun Soekarno Hatta. Namun pada temperatur maksimum (a) menunjukkan adanya intervensi yang diduga dikarenakan adanya periode waktu yang hilang.

Hal yang sama juga terjadi pada Stasiun Juanda, bahwa nilai prediksi EMOS mendekati nilai observasi sebenarnya jika dibandingkan dengan nilai prediksi NWP. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4.8.



Gambar 4.7 Grafik Perbandingan Hasil Prediksi EMOS dan NWP dengan Observasi di Stasiun Soekarno Hatta. (a) Tmaks (b) Tmin (c) RH



Gambar 4.8 Grafik Perbandingan Hasil Prediksi EMOS dan NWP dengan Observasi di Stasiun Juanda (a) Tmaks (b) Tmin (c) RH

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dijabarkan pada bab sebelumnya dengan menggunakan *ensemble* MOS dalam memprediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Prediksi untuk temperatur maksimum dapat digunakan persamaan berikut untuk Stasiun Soekarno Hatta.

$$\hat{y}_{PCR} = 0,0536 \text{ PC1.hujantotal} - 0,01313 \text{ PC2.hujantotal} + 0,055789$$

$$\text{PC1.dew2m} + 0,053307 \text{ PC.windgust} + 0,005393$$

$$\text{PC.highcloud} - 0,05144 \text{ PC1.lowcloud} - 0,09914$$

$$\text{PC2.lowcloud} + 0,054884 \text{ PC.midcloud} + 0,02689 \text{ PC1.totcloud}$$

$$+ 0,073619 \text{ PC.mslp} + 0,071902 \text{ PC.surpress} + 0,124525$$

$$\text{PC1.rhum} - 0,00814 \text{ PC2.rhum} + 0,054246 \text{ PC.shum} -$$

$$0,08082 \text{ PC1.temp} + 0,152715 \text{ PC2.temp} + 0,131885 \text{ PC.uwind}$$

$$- 0,07171 \text{ PC.vwind} + 0,015017 \text{ PC1.survis} - 0,03027$$

$$\text{PC2.survis}$$

$$\hat{y}_{Stepwise} = 0,004 - 0,114 \text{ PC2.hujantotal} - 1,342 \text{ PC.highcloud} - 0,246$$

$$\text{PC1.lowcloud} - 1,317 \text{ PC.midcloud} + 2,296 \text{ PC.totcloud} -$$

$$0,087 \text{ PC1.temp} + 0,155 \text{ PC2.temp} + 0,107 \text{ PC.uwind} -$$

$$0,113 \text{ PC.vwind}$$

$$\hat{y}_{SIMPLS} = - 0,01986 \text{ PC1.hujantotal} - 0,02256 \text{ PC2.huantotal} -$$

$$0,02243 \text{ PC.dew2m} - 0,01948 \text{ PC.windgust} + 0,012316$$

$$\text{PC.highcloud} + 0,003635 \text{ PC1.lowcloud} - 0,00884$$

$$\text{PC2.lowcloud} - 0,00471 \text{ PC.midcloud} + 0,004773$$

$$\text{PC.totcloud} - 0,0002 \text{ PC.mslp} + 0,000471 \text{ PC.surpress} +$$

$$0,047025 \text{ PC1.rhum} + 0,021311 \text{ PC2.rhum} - 0,02101$$

$$\text{PC.shum} - 0,03946 \text{ PC1.temp} + 0,094496 \text{ PC2.temp} +$$

$$0,117399 \text{ PC.uwind} - 0,08901 \text{ PC.vwind} + 0,021735$$

$$\text{PC1.survis} - 0,01365 \text{ PC2.survis}$$

Selain di Soekarno Hatta, juga diperoleh model prediksi di Stasiun Juanda untuk temperatur maksimum dengan

menggunakan MOS pendekatan PCR, *stepwise regression* dan SIMPLS.

$$\hat{y}_{PCR} = 0,000204 \text{ PC1.hujantotal} - 0,03258 \text{ PC2.hujantotal} - 0,01507 \text{ PC.dew2m} + 0,087792 \text{ PC.windgust} - 0,00475 \text{ PC.highcloud} + 0,001986 \text{ PC1.lowcloud} + 0,034565 \text{ PC2.lowcloud} + 0,027655 \text{ PC1.midcloud} + 0,009042 \text{ PC.totcloud} - 0,078902 \text{ PC.mslp} + 0,079332 \text{ PC.surpress} + 0,054094 \text{ PC.rhum} - 0,0168 \text{ PC.shum} - 0,18466 \text{ PC1.temp} - 0,0696 \text{ PC2.temp} + 0,07 \text{ PC.uwind} + 0,041247 \text{ PC1.vwind} - 0,09528 \text{ PC2.vwind} + 0,009394 \text{ PC1.survis} - 0,03888 \text{ PC2.survis}$$

$$\hat{y}_{STEPWISE} = 0,124 \text{ PC1.hujantotal} + 0,561 \text{ PC.dew2m} - 1,274 \text{ PC.highcloud} - 0,298 \text{ PC1.lowcloud} + 0,143 \text{ PC2.lowcloud} - 1,107 \text{ PC.midcloud} + 2,270 \text{ PC.totcloud} + 0,208 \text{ PC.mslp} - 0,278 \text{ PC.surpress} - 0,684 \text{ PC.shum} - 0,252 \text{ PC1.temp} - 0,095 \text{ PC2.temp} - 0,200 \text{ PC.uwind} - 0,125 \text{ PC1.vwind} - 0,138 \text{ PC2.vwind} + 0,096 \text{ PC1.survis} - 0,081 \text{ PC2.survis}$$

$$\hat{y}_{SIMPLS} = 0,104074 \text{ PC1.hujantotal} - 0,01252 \text{ PC2.hujantotal} - 0,05121 \text{ PC.dew2m} + 2,64 \times 10^{-5} \text{ PC.windgust} - 0,00415 \text{ PC.highcloud} + 0,055784 \text{ PC1.lowcloud} + 0,016446 \text{ PC2.lowcloud} - 0,0219 \text{ PC.midcloud} + 0,028265 \text{ PC.totcloud} + 0,128978 \text{ PC.mslp} - 0,20064 \text{ PC.surpress} + 0,103899 \text{ PC.rhum} - 0,13512 \text{ PC.shum} - 0,20754 \text{ PC1.temp} - 0,06325 \text{ PC2.temp} - 0,21205 \text{ PC.uwind} - 0,08787 \text{ PC1.vwind} + 0,104797 \text{ PC1.survis} - 0,08715 \text{ PC2.survis}$$

2. Dalam memprediksi temperatur maksimum, minimum dan kelembapan udara dengan menggunakan *ensemble* MOS diperoleh model prediksi untuk setiap harinya. Dengan menggunakan *training window* 50 hari diperoleh model prediksi ensemble MOS pada tanggal 23 November 2016 di Stasiun Soekarno Hatta adalah sebagai berikut.

$$p(y_{TMAX} | f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SIMPLS}) = g(y_{TMAX} | 28,48 + 1,88 \times 10^{-8} f_{PCR} + 0,21 f_{STEPWISE} + 3,38 \times 10^{-5} f_{SIMPLS}; 0,365)$$

$$p(y_{TMIN} | f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SIMPLS}) = g(y_{TMIN} | 10,57 + 5,42 \times 10^{-6} f_{PCR} + 0,34 f_{STEPWISE} + 0,36 f_{SIMPLS}; 0,323)$$

$$p(y_{RH} | f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SIMPLS}) = g(y_{RH} | 78,92 + 1,64 \times 10^{-5} f_{PCR} + 2,33 \times 10^{-7} f_{STEPWISE} + 1,70 \times 10^{-9} f_{SIMPLS}; 16,629)$$

Untuk model prediksi EMOS di Stasiun Juanda pada tanggal 23 November 2016 adalah sebagai berikut.

$$p(y_{TMAX} | f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SIMPLS}) = g(y_{TMAX} | 5,61 + 0,52 f_{PCR} + 1,55 \times 10^{-5} f_{STEPWISE} + 0,46 f_{SIMPLS}; 0,265)$$

$$p(y_{TMIN} | f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SIMPLS}) = g(y_{TMIN} | 4,885 + 2,36 \times 10^{-5} f_{PCR} + 0,53 f_{STEPWISE} + 0,28 f_{SIMPLS}; 0,793)$$

$$p(y_{RH} | f_{PCR}, f_{STEPWISE}, f_{SIMPLS}) = g(y_{RH} | 78,92 + 1,64 \times 10^{-5} f_{PCR} + 2,33 \times 10^{-7} f_{STEPWISE} + 1,70 \times 10^{-9} f_{SIMPLS}; 16,629)$$

3. Evaluasi kebaikan model dilakukan dengan menggunakan CRPS, RMSE dan rank histogram. Nilai CRPS digunakan untuk menentukan *training window* yang optimum dalam memodelkan *ensemble* MOS. Di Stasiun Soekarno Hatta, diperoleh bahwa *training window* optimum untuk temperatur maksimum adalah 30 hari dengan nilai CRPS 0,405, sedangkan untuk temperatur minimum adalah 60 hari dengan nilai CRPS sebesar 0,3951 dan kelembapan udara memiliki nilai CRPS terkecil sebesar 2,138 dengan *training window* optimum pada *training window* 50 hari. Dengan membandingkan setiap model prediksi, diperoleh bahwa model untuk memprediksi temperatur maksimum yang paling baik adalah model prediksi EMOS. Namun, pada prediksi temperatur minimum dan kelembapan udara yang paling baik adalah model prediksi *stepwise regression*. Namun, jika melihat rank histogram model prediksi EMOS terbaik adalah pada saat memprediksi temperatur minimum karena menghasilkan prediksi yang mendekati konsisten pada stasiun Soekarno Hatta. Namun, pada Stasiun Juanda jika melihat rank histogram maka yang terbaik adalah dalam memprediksi kelembapan udara karena terbentuk histogram yang mendekati garis lurus.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian saran yang dapat diberikan kepada Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika adalah EMOS dapat digunakan dalam memprediksi temperatur jangka pendek dengan memperhatikan unsur wilayah yang sempit karena EMOS mampu memprediksi temperatur dan kelembapan lebih baik jika dibandingkan dengan prediksi NWP.

Selain itu saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah menambah periode waktu yang lengkap dalam memodelkan *ensemble* MOS agar model yang dihasilkan lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Akaike, H. 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transaction on Automatic Control* 19, 716-723.
- Anggraeni, D. 2013. *Kalibrasi Peramalan Ensemble Data Curah Hujan dengan Metode Ensemble Model Output Statistics (EMOS) dan Bayesian Model Averaging (BMA)*. Surabaya: Thesis, Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Anshari, M. K., Arifin, S., & Rahmadiansah, A. 2013. Perancangan Prediktor Cuaca Maritim Berbasis Logika Fuzzy Menggunakan User Interface Android. *Jurnal Teknik POMITS Vol.2 No.2*, 324-328.
- Astuti, A. D. 2014. *Partial Least Square (PLS) dan Principal Component Regression (PCR) Untuk Regresi Linear Dengan Multikolinearitas Pada Kasus Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten Gunung Kidul*. Yogyakarta: Skripsi, Universitas Negeri Yogyakarta.
- Callado, A., Escriba, P., Garcia-Moya, J. A., Montero, J., Santos, C., Munoz, D. S., et al. 2016. *Climate Change and Regional Local Responses : Ensemble Forecasting*, <URL:<https://www.intechopen.com/books/climate-change-and-regional-local-responses>>
- Glahn, H. R., & Lowry, D. A. 1972. The Use of Model Output Statistics (MOS) in Objective Weather Forecasting. *Journal of Applied Meteorology Vol. 11*, 1203-1211.
- Gneiting, T. 2005. Calibrated Probabilistic Forecasting Using Ensemble Model Output Statistics and Minimum CRPS Estimation. *Monthly Weather Review Vol. 133*, 1098-1118.

- Hamill, T. M. 2001. Interpretation of Rank Histograms for Verifying Ensemble Forecast. *Monthly Weather Review* Vol. 129, 550-560.
- Hanggoro, W., Harmoko, I.W., Widyarto, S. 2012. Pendistribusian Data Numerical Weather Prediction (NWP) dengan GrADS Data Server. *Seminar Nasional Informatika 2012 (semnasIF 2012)*, 108-113
- Haryoko, U. 2014. *Model Prakiraan Cuaca Harian Memanfaatkan Luaran NWP dan Data Pengamatan Stasiun Cuaca*. Bogor: Disertasi, Institut Pertanian Bogor.
- Hutapea, T. D., Kurniawan, R., & Hanggoro, W. 2015. Pengaruh Topografi dan Luas Daratan Model WRF Terhadap Hasil Prediksi Temperatur Permukaan di Wilayah Kepulauan Indonesia. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika* Vol. 16 No. 3, 179-187.
- Johnson, R., & Wichern, D. 2002. *Applied Multivariate Statistical Analysis 5th Edision*. New Jersey: Prentice Hall.
- Korea Meteorological Administration (KMA). 2002. *Training Course on Weather Forecasting for Operational Meteorologists*. Korea Meteorological Administratio.
- Leutbecher, M., & Palmer, T. 2008. Ensemble Forecasting. *Journal of Computational Physics*, 3515-3539.
- Lindsey, C., & Sheather, S. 2010. Variable Selection in Linear Regression. *The Stata Journal* 10 No. 4, 650-669.
- Muslimah, S. 2014. *Pemanfaatan Model Research And Forecasting Environmental Modelling System (WRF-EMS) Untuk Memprediksi Hujan*. Bogor: Skripsi, Departemen Geofisika dan Meteorologi, Institut Pertanian Bogor.
- Neilley, P.P., & Hanson, K.A. 2004. Are Model Output Statistics Still Need?. *Preprints, 20th Conference on Weather*

- Analysis and Forecasting/16th Conference on Numerical Weather Prediction, Seattle, WA, Amer. Meteor Soc:64.*
- Priambudi, A.K. 2006. *Regresi Splines Adaptif Berganda untuk Peramalan Suhu dan Kelembaban*. Bogor: Skripsi, Institut Pertanian Bogor.
- Prokosch, J. 2013. *Bivariate Bayesian Model Averaging and Ensemble Model Output Statistics*. Norwegia: Thesis, Department of Mathematical Science, Norwegian University of Science and Technology.
- Safitri, R. 2012. Model Output Statistics dengan Projection Pursuit Regression untuk Meramalkan Suhu Minimum, Suhu Maksimum dan Kelembaban. *Jurnal Sains dan Seni ITS Vol. 1 No.1*, 296-301.
- Setiarnoputera, M.L. 2015. *Prakiraan Suhu dan Kelembaban di DKI Jakarta Menggunakan Multivariate Partial Least Squares (M-PLS)*. Surabaya: Skripsi, Program Studi S1 Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Shrestha, D. L. 2014. *Continuous Rank Probability Score*, <URL:<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/47807-continuous-rank-probability-score>>
- Swarinoto, Y. S., Koesmaryono, Y., Aldrian, E., & Wigena, A. H. 2012. Model Sistem Prediksi Ensemble Total Hujan Bulanan Dengan Nilai Pembobot (Kasus Wilayah Kabupaten Indramayu). *Jurnal Meteorologi dan Geofisika Vol.13 No. 3*, 189-200.
- Viney, N., Croke, B., Breuer, L., Borman, H., Bronstet, A., & Frede, H. 2005. Ensemble Modelling of The Hydrological Impact of Land Use Change. *German Science Foundation & Collaborative Research Centre*, 2967-2973.
- Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. United States of America : Pearson Education, Inc.

Wilks, D.S. 2006. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences 2nd Edition*. Boston : Elsevier

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Parameter NWP Stasiun Soekarno Hatta

No	Tanggal	Hujan total (1)	...	Hujan total(9)	...	sur_vis(1)	...	sur_vis(9)
1	20150102	5,56	...	9,3	...	24160,83	...	24160,83
2	20150103	3,41	...	6,43	...	22727,03	...	24135,36
3	20150104	1,19	...	2,55	...	24068,74	...	24068,74
4	20150105	28,54	...	5,96	...	22427,34	...	23827,34
5	20150106	5,63	...	5,99	...	24140,05	...	24140,05
6	20150107	0	...	15,29	...	24110,88	...	24110,88
7	20150108	5,71	...	8,61	...	24122,69	...	24122,69
8	20150109	0	...	0,13	...	24104,11	...	24104,11
9	20150110	0,13	...	0	...	24231,89	...	24231,89
10	20150111	0	...	9,02	...	24143,23	...	24143,23
11	20150112	2,2	...	27,37	...	24135,65	...	23060,65
12	20150113	0	...	19,89	...	24184,39	...	23442,72
13	20150114	5,58	...	25,67	...	24105,14	...	24105,14
14	20150115	31,15	...	22,57	...	23749,16	...	23174,16
15	20150116	6,32	...	35,55	...	24111,92	...	24111,92
16	20150117	5,36	...	34,88	...	24049,48	...	24049,48
17	20150118	9,16	...	28,56	...	24167,99	...	23717,99
18	20150119	8	...	32,19	...	24095,57	...	23553,9
:	:	:	...	:	...	:	...	:
347	20161118	6,23	...	17,27	...	24116,04	...	24116,04
348	20161119	7,96	...	9,42	...	24090,32	...	24090,32
349	20161120	7,8	...	14,85	...	24143,1	...	24143,1
350	20161121	9,98	...	10,58	...	24144,63	...	24144,63
351	20161122	11,37	...	15,17	...	24152,48	...	24152,48
352	20161123	9,63	...	10,38	...	24107,61	...	24107,61

Lampiran 2. Data Parameter NWP Stasiun Juanda

No	Tanggal	Hujan Total (1)	...	Hujan Total (9)	...	Sur_vis(1)	...	Sur_vis(9)
1	20150103	5.68	...	8.05	...	24135.36	...	24135.36
2	20150104	1.61	...	13.8	...	24068.74	...	22543.74
3	20150105	0.37	...	0	...	24152.34	...	24152.34
4	20150106	0	...	0	...	24140.05	...	24140.05
5	20150107	3.27	...	0	...	24110.88	...	24110.88
6	20150108	0.1	...	0	...	24122.69	...	24122.69
7	20150109	5.79	...	1.23	...	24104.11	...	24104.11
8	20150110	0.98	...	0.21	...	24231.89	...	24231.89
9	20150111	13.28	...	4.01	...	24143.23	...	24143.23
10	20150112	99.08	...	19.07	...	19193.98	...	22443.98
11	20150113	11.11	...	1.41	...	21784.38	...	23492.72
12	20150114	18.79	...	6.3	...	23071.8	...	24105.14
13	20150115	10.56	...	2.17	...	24099.16	...	23824.16
14	20150116	3.88	...	50.03	...	24111.92	...	19295.25
15	20150117	165	...	8.36	...	18349.48	...	24049.48
16	20150118	203.39	...	20.58	...	17692.99	...	24167.99
17	20150119	9.61	...	45	...	19170.57	...	20637.23
:	:	:	↘	:	↘	:	↘	:
346	20161118	0.13	...	1.6	...	24116.04	...	24116.04
347	20161119	20.43	...	2.85	...	24090.32	...	24090.32
348	20161120	0	...	1.26	...	24143.1	...	24143.1
349	20161121	5.49	...	0.14	...	24144.63	...	24144.63
350	20161122	24.55	...	12.56	...	24152.48	...	24152.48
351	20161123	22.99	...	30.05	...	20749.28	...	24107.61
352	20161210	9.91	...	29.24	...	24207.94	...	21166.28

Lampiran 3. Data Variabel Respon TMaks, Tmin, RH di Stasiun Soekarno Hatta dan Juanda

No	Tanggal	Soekarno Hatta			Juanda		
		Tmaks	Tmin	RH	Tmaks	Tmin	RH
1	20150103	29.9	23.4	86.121	30.1	24.8	82.608
2	20150104	28.4	24.2	88.096	32.6	24.3	83.965
3	20150105	31.6	23.8	80.938	32.4	24.2	84.758
4	20150106	31.6	24.4	79.325	32.7	24.5	75.675
5	20150107	32.2	24	78.458	33.7	24.7	73.767
6	20150108	31.2	24.2	80.330	33.4	25.2	71.725
7	20150109	32.6	25.4	76.132	32.9	24.8	68.908
8	20150110	32.2	24.2	77.313	34	24.4	68.267
9	20150111	31.8	24	77.279	32.9	25.2	73.042
10	20150112	32.5	25	96.017	33	26.1	79.283
11	20150113	28.6	23.8	87.754	32.5	24.9	89.833
12	20150114	30.2	24.2	86.765	32.5	24.5	79.4
13	20150115	31.6	23.4	82.405	31.6	25.2	75.925
14	20150116	32.5	24.2	91.473	32.5	24.9	84.07
15	20150117	30	23	84.421	32.6	24.8	81.513
16	20150118	30.2	24.2	78.913	32.1	25	86.958
17	20150119	26.4	24.6	94.125	30.8	23.6	86.671
:	:	:	:	:	:	:	:
346	20161118	31.8	23.7	81.475	33.2	24.7	77.621
347	20161119	32.9	24.1	76.925	34	26	74.025
348	20161120	33	24.7	79.963	33.8	26	76.858
349	20161121	31	24.8	82.613	33.4	26.8	78.029
350	20161122	32.8	23.4	80.571	31.8	25.6	81.8
351	20161123	33.2	24.5	78.242	32	26.4	84.913
352	20161210	34.6	26.2	72.713	31.4	25.8	76.988

Lampiran 4. Rata-rata dan Standart Deviasi Parameter NWP di Stasiun Soekarno Hatta

Variabel	Rata-rata	Standart Deviasi	Variabel	Rata-rata	Standart Deviasi
hujantotal(1)	4.0753	6.6370	surpress(1)	997.8774	1.3180
hujantotal(2)	3.5275	6.6926	surpress(2)	1002.3198	1.3241
hujantotal(3)	2.8897	5.9331	surpress(3)	1003.7066	1.3217
hujantotal(4)	3.8704	9.0224	surpress(4)	1006.9586	1.3642
hujantotal(5)	3.7509	9.6421	surpress(5)	1008.7702	1.3640
hujantotal(6)	3.6183	8.5021	surpress(6)	1009.5358	1.3601
hujantotal(7)	6.6187	11.5171	surpress(7)	1009.5363	1.3804
hujantotal(8)	7.3419	13.6825	surpress(8)	1009.8229	1.3765
hujantotal(9)	8.4397	14.8483	surpress(9)	1009.8210	1.3739
dew2m(1)	20.9225	1.8227	rhum(1)	68.1643	7.4400
dew2m(2)	21.0272	1.9326	rhum(2)	67.5369	8.1149
dew2m(3)	21.0329	1.9656	rhum(3)	67.1848	8.3348
dew2m(4)	21.7089	1.5132	rhum(4)	69.5770	6.1314
dew2m(5)	22.0009	1.5060	rhum(5)	70.6460	6.4360
dew2m(6)	23.3862	0.9790	rhum(6)	74.4646	4.4300
dew2m(7)	23.7762	0.7444	rhum(7)	76.4423	3.1492
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
mslp(1)	1009.3264	1.2626	survis(1)	23997.8978	602.1978
mslp(2)	1009.4669	1.1969	survis(2)	23982.7656	641.3650
mslp(3)	1009.4313	1.1409	survis(3)	23995.1593	567.3944
mslp(4)	1009.3030	1.3028	survis(4)	24022.6853	534.3176
mslp(5)	1009.4205	1.3425	survis(5)	24011.9913	593.1531
mslp(6)	1009.4604	1.3775	survis(6)	24031.9393	495.2416
mslp(7)	1009.5213	1.3936	survis(7)	24027.1470	502.9901
mslp(8)	1009.7198	1.3836	survis(8)	24027.1234	554.9301
mslp(9)	1009.7754	1.3792	survis(9)	24030.1924	490.1511

Lampiran 5. Rata-rata dan Standart Deviasi Parameter NWP di Stasiun Juanda

Variabel	Rata-rata	Standart Deviasi	Variabel	Rata-rata	Standart Deviasi
hujantotal(1)	9.4956	23.3996	surpress(1)	954.2411	1.2785
hujantotal(2)	7.8848	22.8020	surpress(2)	959.2063	1.3463
hujantotal(3)	4.4746	12.6794	surpress(3)	979.1739	1.4240
hujantotal(4)	4.6197	12.6674	surpress(4)	998.4205	1.4475
hujantotal(5)	3.4536	9.3128	surpress(5)	1004.4057	1.4907
hujantotal(6)	2.6520	6.0819	surpress(6)	1009.9772	1.5210
hujantotal(7)	4.0576	10.9890	surpress(7)	1009.1568	1.4820
hujantotal(8)	3.5813	9.1955	surpress(8)	1009.4701	1.4902
hujantotal(9)	5.1053	10.0986	surpress(9)	1008.4460	1.4998
dew2m(1)	19.2280	2.1906	rhum(1)	73.1506	9.7394
dew2m(2)	19.5339	1.9377	rhum(2)	73.0679	8.6949
dew2m(3)	20.5137	1.6837	rhum(3)	71.5637	7.7202
dew2m(4)	20.5026	2.2135	rhum(4)	67.4815	9.1635
dew2m(5)	21.1376	1.8636	rhum(5)	67.6295	8.1413
dew2m(6)	23.5144	0.9231	rhum(6)	74.8127	3.3602
dew2m(7)	21.2709	2.0268	rhum(7)	67.8502	8.6707
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
mslp(1)	1009.6351	1.2572	survis(1)	23626.3207	1589.9714
mslp(2)	1009.5921	1.5589	survis(2)	23678.6342	1504.3686
mslp(3)	1009.7735	1.5663	survis(3)	23739.7060	1357.8192
mslp(4)	1009.4173	1.4293	survis(4)	23894.0261	1013.7029
mslp(5)	1009.5068	1.4093	survis(5)	23946.5521	840.4026
mslp(6)	1009.6954	1.5321	survis(6)	24035.3623	510.2471
mslp(7)	1009.4622	1.5033	survis(7)	23974.5738	696.6972
mslp(8)	1009.5091	1.5134	survis(8)	24009.9374	580.8601
mslp(9)	1009.4867	1.4836	survis(9)	24016.6418	590.5864

Lampiran 6. Nilai pembobot pemodelan SIMPLS di Stasiun Juanda

Variabel	W₁	W₂	W₃	...	W₁₄	W₁₅
PC1.hujan	-0.00135	0.002949	-0.00023	...	-0.0175	-0.0212
PC2.hujan	2.14E-05	-0.00042	-0.00078	...	0.01383	0.000121
PC.dew2m	-0.00313	-0.00465	-0.00039	...	0.018019	-0.00154
PC.windgust	0.001763	0.001564	-0.00052	...	-0.00489	0.004857
PC.highcloud	-0.00082	0.002558	-0.00408	...	-0.00418	-0.00516
PC1.lowcloud	-0.00093	0.002477	-0.00032	...	-0.00248	-0.01297
PC2.lowcloud	0.000194	-0.00021	-0.00054	...	-0.01154	0.039194
PC.midcloud	-0.00164	0.003396	-0.00093	...	0.010977	-0.00679
PC.totcloud	-0.0014	0.00347	-0.00273	...	0.006723	0.004275
PC.mslp	0.001815	0.001824	0.000373	...	0.003676	0.075448
PC.surpress	0.001965	0.001111	-0.00071	...	-0.00596	-0.08369
PC.rhum	-0.00274	-0.00021	0.006956	...	-0.00275	0.043648
PC.shum	-0.00314	-0.00457	-0.00055	...	-6.15E-05	-0.04263
PC1.temp	0.000658	-0.0056	-0.01835	...	0.004516	0.012462
PC2.temp	-0.00114	-0.00259	-0.00264	...	-0.04423	0.034375
PC.uwind	-0.00175	0.002491	-0.00396	...	-0.01428	-0.00389
PC1.vwind	0.002037	0.00205	0.001065	...	-0.00115	-0.00153
PC2.vwind	0.000532	-0.00139	-4.16E-05	...	-0.03418	-0.00587
PC1.survis	0.000848	-0.00248	0.004287	...	-0.00106	-0.02281
PC2.survis	0.000158	-0.00016	-0.00157	...	0.02057	-0.03126

Lampiran 7. Nilai *X-scores* pemodelan SIMPLS di Stasiun Juanda

vdate	t₁	t₂	t₃	...	t₁₄	t₁₅
20150103	0.0683	-0.0346	-0.0022	...	0.0718	-0.0602
20150104	0.0634	-0.0060	-0.0286	...	-0.0065	-0.0393
20150105	0.0748	-0.0445	0.0385	...	-0.0979	-0.0028
20150106	0.0278	-0.0501	0.0218	...	-0.0956	-0.0092
20150107	-0.0066	-0.0112	-0.0087	...	-0.0495	0.0711
20150108	0.0239	-0.0126	0.0021	...	-0.0363	0.0320
20150109	0.0079	-0.0255	0.0380	...	0.0084	0.1146
20150110	0.0241	-0.0382	0.0115	...	0.0768	-0.0286
20150111	0.0323	0.0115	0.0168	...	0.0114	-0.0286
20150112	0.0533	0.0473	-0.0241	...	-0.0660	0.0259
20150113	0.1176	-0.0879	0.0712	...	-0.1296	0.1686
20150114	0.0696	-0.0450	-0.0907	...	-0.1210	-0.1730
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161110	0.0001	0.0907	0.1182	...	-0.0094	-0.0023
20161111	0.0056	0.0118	0.0635	...	-0.0686	-0.0755
20161113	0.0027	0.0338	0.0697	...	-0.0986	0.1263
20161117	0.0487	0.0405	0.0583	...	-0.0240	0.0197
20161118	0.0315	0.0766	0.0350	...	0.1262	0.0137
20161119	0.0082	0.0809	0.0929	...	0.0650	-0.0269
20161120	0.0265	0.0796	0.0962	...	0.0516	-0.0289
20161121	0.0168	0.0738	0.1092	...	0.0462	-0.0285
20161122	0.0192	0.0632	0.1155	...	0.0159	-0.0073
20161123	0.0487	0.0691	0.0837	...	0.0204	-0.0178
20161210	0.0583	0.0446	0.0562	...	0.0620	-0.1012

Lampiran 8. Nilai Faktor *Loading* X SIMPLS di Stasiun Juanda

Variabel	p₁	p₂	p₃	...	p₁₄	p₁₅
PC1.hujantotal	-30.992	25.076	-8.508	...	-6.486	-2.067
PC2.hujantotal	1.113	0.343	0.010	...	0.598	2.440
PC.dew2m	-47.950	-21.048	7.241	...	1.428	-1.503
PC.windgust	27.842	19.059	4.541	...	-2.248	-0.207
PC.highcloud	-24.424	28.425	-16.228	...	-1.070	-1.328
PC1.lowcloud	-23.133	19.978	-8.674	...	0.707	-1.778
PC2.lowcloud	3.378	-1.054	1.923	...	-0.767	7.812
PC.midcloud	-35.742	32.144	-6.503	...	4.635	3.165
PC.totcloud	-34.681	34.544	-13.878	...	1.879	0.096
PC.mslp	34.396	14.946	5.440	...	0.921	1.141
PC.surpress	37.966	11.498	6.920	...	-1.131	-2.662
PC.rhum	-46.935	-1.478	17.388	...	5.323	2.960
PC.shum	-48.391	-20.781	6.786	...	0.891	-1.509
PC1.temp	14.414	-22.365	-38.798	...	4.216	1.385
PC2.temp	-15.915	-11.693	-1.583	...	-11.028	-0.336
PC.uwind	-40.156	19.606	-1.045	...	-2.193	-1.151
PC1.vwind	33.051	11.462	4.889	...	4.786	-0.523
PC2.vwind	12.030	-9.886	-1.427	...	-5.013	-0.321
PC1.survis	23.964	-28.342	11.523	...	1.153	-1.344
PC2.survis	2.295	-0.243	-1.507	...	3.316	-2.996

Lampiran 9. Nilai Faktor *Loading* Y Pemodelan SIMPLS di Stasiun Juanda

Respon	q₁	q₂	q₃	q₄	q₅	q₆
Tmaks	0.502	5.959	7.809	-1.026	2.474	4.246
Tmin	6.510	9.815	1.516	-6.541	-1.689	1.939
RH	14.873	0.337	-2.581	0.293	1.794	-1.382

Lampiran 9. Nilai Faktor *Loading* Y Pemodelan SIMPLS di Stasiun Juanda (Lanjutan)

Respon	q₇	q₈	q₉	q₁₀	q₁₁
Tmaks	2.440	-0.557	1.684	0.329	0.008
Tmin	1.785	0.196	0.185	-1.939	1.142
RH	-1.305	2.930	-0.517	-0.596	1.048

Lampiran 9. Nilai Faktor *Loading* Y Pemodelan SIMPLS di Stasiun Juanda (Lanjutan)

Respon	q₁₂	q₁₃	q₁₄	q₁₅
Tmaks	-1.100	0.935	0.455	1.184
Tmin	-0.571	-0.385	-0.573	0.921
RH	0.920	-1.384	-0.444	0.452

Lampiran 10. Nilai Prediksi Temperatur Maksimum *Model Output Statistics* di Stasiun Soekarno Hatta

vdate	pcr	stepwise	simpls	obs
20150103	31.3089	30.9478	31.0379	29.9
20150104	31.1064	31.249	31.2515	28.4
20150105	31.3453	31.6326	31.5021	31.6
20150106	31.8318	31.2489	31.5187	31.6
20150107	32.1144	32.0579	31.8161	32.2
20150108	31.851	31.9032	31.8299	31.2
20150109	31.2825	31.722	31.6411	32.6
20150110	31.5335	31.7338	31.7067	32.2
20150111	31.7526	31.399	31.4594	31.8
20150112	31.8011	31.335	31.3698	32.5
20150113	31.4205	30.6352	30.817	28.6
20150114	31.0146	30.8536	30.8714	30.2
20150115	31.386	31.3463	31.2964	31.6
20150116	30.972	31.2841	30.9014	32.5
20150117	31.4859	31.7632	31.3435	30
20150118	31.0105	30.6109	30.6246	30.2
20150119	31.1095	29.5841	30.1731	26.4
20150120	30.9595	29.9794	30.3821	30.2
20150121	30.9853	31.0831	30.8417	29.8
20150122	30.8459	30.4152	30.5341	27.6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161018	32.6127	32.4522	32.9171	32.2
20161019	32.7104	32.6396	32.542	32.8
20161110	33.1195	33.2282	33.0107	32
20161111	32.7476	33.0709	32.9404	32
20161113	32.7637	33.021	33.1463	32.3
20161117	31.8103	31.8197	31.6345	32.6
20161118	32.1799	31.8098	31.6621	31.8
20161119	32.1778	31.9116	31.8481	32.9
20161120	32.525	32.3846	32.1373	33
20161121	32.3902	32.1573	32.0054	31
20161122	33.0061	33.0301	33.1039	32.8
20161123	32.6158	33.5062	33.0827	33.2
20161210	32.5541	33.0374	32.5348	34.6

Lampiran 11. Nilai Prediksi Temperatur Minimum *Model Output Statistics* di Stasiun Soekarno Hatta

vdate	pcr	stepwise	simpls	obs
20150103	24.3804	24.1878	24.093	23.4
20150104	24.1424	24.099	24.0263	24.2
20150105	24.2638	24.5589	24.1569	23.8
20150106	24.3962	23.9952	24.1289	24.4
20150107	24.738	24.4161	24.3863	24
20150108	24.4457	24.3064	24.2336	24.2
20150109	24.2722	24.3063	24.2193	25.4
20150110	24.4291	24.594	24.2473	24.2
20150111	24.3777	24.1322	24.0082	24
20150112	24.4795	24.2047	24.079	25
20150113	24.5859	24.1131	24.0943	23.8
20150114	24.1003	24.117	23.9074	24.2
20150115	24.3105	24.1295	24.1401	23.4
20150116	24.2565	23.9666	24.1167	24.2
20150117	24.2353	24.1857	24.0857	23
20150118	24.3683	24.1925	24.0306	24.2
20150119	24.5184	23.9039	23.9214	24.6
20150120	24.0466	23.702	23.7495	23.1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161013	24.3857	24.0872	24.3469	24.4
20161015	24.4748	24.1586	24.2771	24.2
20161016	24.4272	24.5525	24.4042	25.4
20161017	23.973	23.8979	24.0058	24.5
20161018	24.4031	24.3245	24.4154	25
20161019	24.5807	24.5729	24.4716	25.5
20161110	24.6912	24.5874	24.5921	24.2
20161111	24.23	24.3458	24.4301	24.8
20161113	24.4743	24.6382	24.5982	24.4
20161117	24.4857	24.2958	24.3808	23.5
20161118	24.6541	24.5626	24.4241	23.7
20161119	24.7614	24.7055	24.5776	24.1
20161120	24.7337	24.7455	24.5575	24.7
20161121	24.7967	24.76	24.6352	24.8
20161122	24.6841	24.5216	24.7105	23.4
20161123	24.5896	24.6066	24.7179	24.5
20161210	24.6238	24.7739	24.6069	26.2

Lampiran 12. Nilai Prediksi Kelembapan Udara *Model Output Statistics* di Stasiun Soekarno Hatta

vdate	pcr	stepwise	simpls	obs
20150103	81.43990745	83.56601719	82.81432323	86.12105
20150104	81.61247548	82.68513392	82.51422214	88.09565
20150105	80.2983583	81.42782386	81.45606578	80.9375
20150106	81.24922781	81.93215672	80.66898586	79.325
20150107	79.122824	79.98750126	79.94542817	78.45833
20150108	78.3700801	79.23356154	79.50174794	80.33043
20150109	80.49470147	80.64064856	80.97033142	76.13182
20150110	79.13998412	80.72453602	80.5727957	77.31304
20150111	78.09566521	80.00548181	79.61728705	77.27917
20150112	78.68205935	80.6501572	80.4091483	96.01667
20150113	81.13441595	82.48463343	83.38679317	87.75385
20150114	81.84028569	82.75045144	83.32154944	86.76522
20150115	81.4337258	81.82126854	81.94001845	82.40455
20150116	86.81306607	85.54388375	85.43715245	91.47273
20150117	79.96525758	79.77175027	81.20117965	84.42083
20150118	82.87952084	83.1795534	84.4192069	78.9125
20150119	83.69044628	86.6624328	85.95339574	94.125
20150120	82.74162421	84.64487706	84.33947166	91.88333
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161013	78.29167635	79.20947486	79.58338838	85.9
20161015	79.94056885	81.25992187	80.66209808	77.7125
20161016	79.70299813	78.61677674	79.64928517	76.55833
20161017	79.42015941	79.03794894	79.68504563	73.9875
20161018	78.62611249	80.40238147	78.36196585	74.39167
20161019	77.34987297	77.25874402	78.0175974	75.78333
20161110	75.67358888	76.02883802	76.25589893	78.72917
20161111	76.49927503	76.91539854	76.51720702	83.66667
20161113	78.97409214	78.29052592	77.27228109	88.325
20161117	82.35080328	81.44528725	82.47864109	76.37083
20161118	80.50129687	80.99347055	81.13670649	81.475
20161119	81.04194791	80.47801025	81.45796534	76.925
20161120	79.56951079	79.36395341	80.12638159	79.9625
20161121	80.24291162	80.25819831	80.90678487	82.6125
20161122	77.60024137	77.866768	77.09323	80.57083
20161123	78.61616221	77.64091786	77.69162259	78.24167
20161210	79.13722994	78.52000972	79.26906907	72.7125

Lampiran 13. Nilai Prediksi Temperatur Maksimum *Model Output Statistics* di Stasiun Juanda

vdate	pcr	stepwise	simpls	obs
20150103	31.46312518	31.58122226	31.81121821	30.1
20150104	31.4915723	31.94813061	31.91203641	32.6
20150105	31.8841737	32.09487796	32.146505	32.4
20150106	31.48306815	32.0519471	31.98925993	32.7
20150107	31.49288251	32.65990096	32.57027084	33.7
20150108	31.54019573	32.20889687	32.3485373	33.4
20150109	31.46913496	32.92112955	33.14941894	32.9
20150110	31.3249723	32.29611745	32.42701671	34
20150111	31.65536356	32.32104868	32.62324658	32.9
20150112	31.92768414	32.00629134	32.03791465	33
20150113	32.00696902	31.98857224	32.05807311	32.5
20150114	31.34840135	31.95013394	31.81449664	32.5
20150115	31.38448525	31.86683947	31.7104352	31.6
20150116	31.344598	31.05111255	31.02833014	32.5
20150117	32.24011904	32.40278954	32.41202954	32.6
20150118	31.49024223	31.47722344	31.63677289	32.1
20150119	31.22707047	31.42888775	31.63507261	30.8
20150120	31.76360979	32.26651133	32.40810379	30.8
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161015	32.51948399	32.07242703	32.08394658	33
20161016	32.38922106	32.8325219	32.81115739	33.2
20161017	32.71258168	33.14296191	33.19817581	33.6
20161018	32.58943537	33.0368582	33.01810956	32.9
20161019	32.81498514	33.49698058	33.55821506	33.6
20161110	32.85916411	33.71696989	33.57012569	32.8
20161111	32.13193149	32.58492396	32.62018796	32.6
20161113	32.49403111	32.43255753	32.48979477	32.8
20161117	32.51627751	32.01664769	32.14369283	33
20161118	32.73072529	32.23387783	32.30142238	33.2
20161119	32.84528794	33.08137923	33.09734115	34
20161120	32.86974912	33.03236467	32.97290365	33.8
20161121	32.89869433	32.93843821	33.08140571	33.4
20161122	32.80745536	33.25794992	33.25957588	31.8
20161123	32.84060855	32.48828557	32.62857486	32
20161210	32.56949957	31.95879491	32.01881645	31.4

Lampiran 14. Nilai Prediksi Temperatur Minimum *Model Output Statistics* di Stasiun Juanda

vdate	pcr	stepwise	simpls	obs
20150103	24.3731	24.9121	24.8978	24.8
20150104	24.6533	24.8225	24.8052	24.3
20150105	24.2037	24.3821	24.6609	24.2
20150106	23.8815	24.3003	24.383	24.5
20150107	23.8084	24.4047	24.1898	24.7
20150108	24.1701	24.5088	24.3999	25.2
20150109	23.9097	25.0062	24.9142	24.8
20150110	23.7257	24.7475	24.4843	24.4
20150111	24.4726	25.1012	24.9575	25.2
20150112	25.2686	24.9043	24.9224	26.1
20150113	24.2476	24.7148	25.1571	24.9
20150114	24.6569	24.1161	24.2393	24.5
20150115	24.3120	24.3711	24.1927	25.2
20150116	24.0769	24.4464	24.1734	24.9
20150117	23.9707	24.2312	24.7831	24.8
20150118	24.1000	24.4541	24.5042	25.0
20150119	23.8699	24.1796	23.973	23.6
20150120	23.4618	23.2912	23.3328	23.3
20150121	23.7402	24.3952	24.5524	24.2
20150122	24.2068	24.6534	24.7673	24.2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161018	24.6509	24.9243	24.8684	26
20161019	25.2845	25.4734	25.3959	27.7
20161110	25.4091	26.1933	26.0255	24.2
20161111	24.7022	24.9689	24.9366	25.2
20161113	24.8169	25.0666	25.1110	25.7
20161117	25.5592	24.7709	24.7759	21
20161118	25.8179	25.3441	25.3856	24.7
20161119	25.5528	26.0429	26.0633	26.0
20161120	25.7676	25.9607	26.0895	26.0
20161121	25.6445	25.7596	25.7980	26.8
20161122	25.5307	25.8950	25.9373	25.6
20161123	25.9280	25.0725	25.2807	26.4
20161210	25.5814	24.6719	24.6270	25.8

Lampiran 15. Nilai Prediksi Kelembapan Udara *Model Output Statistics* di Stasiun Juanda

vdate	pcr	stepwise	simpls	obs
20150103	82.912	79.206	78.657	82.608
20150104	83.12	82.152	81.562	83.965
20150105	82.344	82.058	81.728	84.758
20150106	78.385	77.684	78.251	75.675
20150107	76.402	75.577	75.72	73.767
20150108	79.001	78.098	77.868	71.725
20150109	77.33	74.068	73.899	68.908
20150110	78.916	74.128	74.402	68.267
20150111	79.814	77.048	76.928	73.042
20150112	82.453	83.037	82.792	79.283
20150113	86.277	87.883	88.311	89.833
20150114	84	82.899	82.569	79.4
20150115	83.513	84.357	84.351	75.925
20150116	82.015	81.849	81.888	84.07
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161009	82.311	84.816	84.884	89.371
20161010	77.791	80.119	80.138	84.925
20161011	79.304	81.849	81.738	82.683
20161013	79.882	82.215	82.38	88.329
20161015	79.213	79.523	79.428	75.283
20161016	74.371	73.945	74.178	71.55
20161017	74.15	72.666	72.895	66.604
20161018	72.423	71.868	72.155	69.079
20161019	75.565	74.991	74.779	68.3
20161110	75.22	73.04	73.003	77.167
20161111	77.545	78.733	78.868	81.979
20161113	76.637	78.634	78.532	79.813
20161117	80.917	84.986	84.29	82.571
20161118	79.728	81.63	81.598	77.621
20161119	76.395	74.981	75.417	74.025
20161120	78.066	76.77	77.415	76.858
20161121	76.914	75.651	75.757	78.029
20161122	77.204	76.485	76.828	81.8
20161123	80.735	84.002	83.991	84.913
20161210	82.185	84.923	84.415	76.988

Lampiran 16. Koefisien Parameter Terkalibrasi Temperatur
Maksimum di Stasiun Soekarno Hatta dengan
training window 60 hari

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150317	1.049	5.02E-11	0.204064724	0.315597178	1.271	0.522
20150318	-2.944	0.723517296	0.08047426	0.134734959	1.396	0.825
20150319	-2.735	0.001270846	1.39E-07	0.052276671	1.151	1.439
20150320	-8.273	2.78E-05	0.285617614	0.2429227	1.188	1.163
20150321	-5.510	0.600014875	0.088192806	0.086095723	1.295	0.044
20150322	-0.319	0.258048001	2.94E-08	0.019442624	1.328	0.649
20150323	-2.414	0.001033825	0.355728385	0.36641132	1.331	0.478
20150324	2.216	0.281816251	0.130830459	0.027605407	1.291	2.348
20150325	6.370	0.727565926	4.22E-07	0.20712642	1.340	2.235
20150326	11.177	3.74E-08	0.376736434	0.212932085	1.323	2.643
20150327	6.518	0.218458525	0.191544739	0.0065161	1.308	0.009
20150328	4.160	0.843449456	5.96E-09	0.173366892	1.316	0.001
20150329	1.489	2.17E-07	0.310851883	0.288071132	1.304	0.001
20150330	-0.558	0.583229833	0.345935305	0.097196699	1.372	0.002
20150331	1.974	0.30900525	4.80E-07	0.348806744	1.338	0.483
20150401	2.036	1.43E-05	0.177884412	2.06E-05	1.271	0.000
20150402	1.629	0.569267279	0.462599535	0.06742225	1.269	0.001
20150403	8.703	0.307028319	1.85E-05	0.341748447	1.398	0.000
20150404	9.770	1.77E-06	0.155799808	0.032434559	1.428	0.000
20150405	9.408	0.562368438	0.440116057	5.86E-05	1.374	0.000
20150406	10.738	0.354623231	3.36E-08	0.454556183	1.205	0.000
20150407	16.194	5.46E-06	0.31063207	0.002114828	1.142	0.000
20150408	17.760	0.580015805	0.270435104	0.000533514	1.122	0.000
20150409	17.450	0.326805314	9.60E-06	0.462980395	1.116	0.000
20150414	20.994	1.47E-05	0.387968369	0.000654202	1.012	0.000
20150415	20.895	0.556820435	0.190082805	0.054619228	1.047	0.000
20150416	20.154	0.29191142	2.16E-05	0.440509958	1.020	0.000
20150417	18.398	2.53E-06	0.4412407	9.75E-07	1.192	0.000
20150418	26.841	0.60996825	0.144483364	0.041224022	1.112	0.002
20150419	23.354	0.206080009	0.001560634	0.394857935	1.108	0.000
20150420	22.184	5.20E-07	0.553973149	4.06E-07	1.081	0.000
20150421	21.681	0.643917127	0.016637015	7.04E-07	0.967	0.000
20150422	25.956	0.181221462	1.90E-05	0.432423327	0.782	0.000

Lampiran 16. Lanjutan

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150423	34.277	9.49E-08	0.532614502	0.008414336	0.731	0.000
20150424	35.026	0.600734199	0.020808899	0.026432776	0.778	0.000
20150425	31.612	0.261146229	2.52E-07	0.428023845	0.772	0.000
20150426	28.993	1.82E-06	0.496959884	2.95E-08	0.715	0.000
20150427	29.623	0.587476697	0.044872662	0.000549528	0.815	0.000
20150428	33.236	0.287778032	0.000395469	0.383245769	0.812	0.000
20150429	32.110	1.16E-09	0.406550061	0.000125948	0.794	0.000
20150430	29.099	0.55741685	0.171525132	0.056473991	0.859	0.000
20150501	27.042	0.364252142	0.000539446	0.259003758	0.839	0.000
20150502	25.469	4.32E-07	0.47479112	4.49E-08	0.828	0.000
20150503	28.509	0.323988256	0.059603078	0.028401691	0.791	0.000
20150504	31.227	0.687278964	0.000133232	0.288077405	0.782	0.000
20150505	31.854	1.16E-07	0.482185126	2.45E-06	0.778	0.000
20150506	28.995	0.483882498	0.047453023	0.007503158	0.747	0.000
20150507	22.360	0.537280683	0.000175765	0.345904137	0.726	0.000
20150508	18.938	7.15E-11	0.441018644	3.38E-06	0.695	0.000
20150509	16.442	0.516163449	0.062643159	3.02E-05	0.705	0.000
20150510	16.644	0.508810217	0.000153972	0.394234964	0.746	0.000
20150511	19.039	5.71E-07	0.421594938	4.14E-10	0.707	0.000
20150512	9.441	0.308521988	0.063619345	0.041203564	0.684	0.000
20150513	11.363	0.679374818	3.65E-07	0.386395618	0.684	0.001
20150514	18.066	2.69E-07	0.442429031	1.54E-07	0.664	0.000
20150515	14.944	0.542868619	0.032076929	0.000925151	0.717	0.001
20150516	15.518	0.415934703	4.31E-07	0.428388496	0.725	0.000
20150517	19.142	5.79E-06	0.529675009	8.49E-08	0.640	0.000
20150520	15.763	0.640583284	0.016986042	1.33E-05	0.576	0.001
20150521	11.534	0.261523465	8.02E-08	0.434151553	0.542	0.000
20150522	14.073	1.41E-06	0.524026775	4.95E-06	0.549	0.000
20150523	21.286	0.595722298	0.000520041	3.66E-06	0.489	0.000
20150524	22.758	0.28613779	2.06E-08	0.426245159	0.453	0.000
20150525	22.896	4.33E-06	0.542359953	4.09E-07	0.486	0.000
20150526	18.685	0.57503507	0.000381259	5.01E-06	0.449	0.000
20150527	16.717	0.254945936	3.25E-08	0.446508203	0.450	0.000
20150528	16.385	1.24E-06	0.536516596	5.72E-10	0.449	0.000
20150529	16.851	0.528015843	0.00017296	5.99E-06	0.450	0.000
20150530	17.122	0.317663843	7.55E-10	0.473728399	0.408	0.001
20150531	16.893	6.56E-07	0.532039232	1.89E-07	0.370	0.001
20150601	17.068	0.549317517	0.005242076	3.71E-07	0.369	0.001
20150602	17.735	0.296156322	1.44E-08	0.487505427	0.350	0.000
20150603	17.470	7.95E-07	0.53731123	1.24E-09	0.350	0.000
20150604	16.086	0.793775119	0.000561297	5.55E-07	0.332	0.000

Lampiran 16. Lanjutan

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150605	14.211	0.003725073	3.20E-10	0.49282418	0.299	0.017
20150606	11.521	8.95E-10	0.519824205	1.44E-09	0.327	0.000
20150607	12.704	0.79196386	0.037445827	1.79E-06	0.326	0.000
20150608	14.371	1.90E-05	5.75E-08	0.499282708	0.309	0.000
20150609	18.005	1.10E-09	0.39100355	3.48E-10	0.349	0.000
20150610	17.676	0.80850948	0.147644898	2.51E-05	0.352	0.000
20150611	17.225	3.30E-07	6.44E-09	0.535820189	0.352	0.000
20150612	18.141	1.47E-12	0.344718629	4.43E-06	0.321	0.000
20150613	18.946	0.798965999	0.163959922	1.58E-08	0.315	0.000
20150614	22.927	1.91E-07	3.84E-09	0.486075924	0.313	0.000
20150615	21.828	1.83E-09	0.488823218	2.37E-08	0.302	0.000
20150616	18.880	0.75988055	0.016153772	4.47E-10	0.298	0.516
20150617	15.881	1.42E-07	1.03E-08	0.425170066	0.324	6.249
20150618	16.531	3.18E-10	0.509744056	5.49E-10	0.287	12.528
20150619	14.657	0.785015006	0.00179849	1.45E-06	0.269	13.163
20150620	15.478	4.53E-09	1.06E-08	0.401926538	0.263	17.590
20150621	15.528	1.32E-10	0.516818344	1.07E-11	0.237	18.662
20150622	17.010	0.795237422	6.92E-05	3.28E-08	0.252	16.015
20150623	18.311	5.59E-07	1.43E-09	0.401078566	0.254	16.469
20150624	14.998	6.06E-11	0.518413014	2.16E-08	0.252	21.994
20150625	13.061	0.788422178	4.89E-07	4.84E-06	0.254	20.551
20150703	11.936	1.88E-07	2.18E-07	0.289350277	0.235	20.293
20150704	7.352	5.94E-09	0.493227629	1.72E-06	0.237	20.876
20150705	10.132	0.777288287	0.005781481	6.48E-08	0.223	25.871
20150706	13.279	8.60E-06	4.40E-09	0.414872647	0.211	31.734
20150707	10.320	4.36E-12	0.446709334	2.14E-07	0.199	32.087
20150708	5.573	0.746578737	0.049758354	1.38E-11	0.193	19.921
20150709	1.150	7.03E-09	1.86E-08	0.426773211	0.173	17.573
20150710	-2.102	4.99E-08	0.507873435	6.04E-10	0.153	11.333
20150711	2.920	0.729554051	3.73E-06	6.28E-12	0.156	13.665
20150712	4.154	3.48E-10	6.06E-08	0.575472621	0.153	10.644
20150713	2.775	1.59E-10	0.533133642	1.48E-10	0.150	0.004
20150714	-1.404	0.68803293	9.78E-05	3.94E-10	0.149	0.401
20150715	-3.382	6.27E-07	2.86E-11	0.536359952	0.148	0.000
20150802	-5.098	1.61E-09	0.533055419	1.73E-09	0.144	0.000
20150803	-5.995	0.646206356	1.25E-07	5.68E-09	0.157	0.000
20150804	-3.250	1.82E-07	2.46E-10	0.49038661	0.158	0.000
20150805	-3.180	1.38E-10	0.530629859	1.07E-06	0.152	0.000
20150806	-1.472	0.640686208	1.73E-06	1.83E-11	0.157	0.000
20150807	-0.653	4.01E-07	1.10E-09	0.398915357	0.155	0.000
20150808	2.915	5.31E-11	0.504968824	9.60E-08	0.150	0.000

Lampiran 16. Lanjutan

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150812	4.826	0.640150416	3.50E-08	6.25E-10	0.132	0.000
20150813	6.061	2.00E-07	1.74E-07	0.562819669	0.143	0.040
20150814	8.527	8.14E-09	0.476499757	2.57E-09	0.142	4.527
20150815	8.726	0.63262921	0.00017926	7.71E-09	0.145	8.624
20150816	8.828	1.41E-07	6.48E-12	0.46140119	0.136	8.651
20150817	7.736	2.49E-08	0.491479251	1.48E-07	0.145	8.720
20150910	6.363	0.647927988	1.44E-07	7.57E-13	0.143	7.753
20150911	6.324	1.15E-06	3.83E-10	0.643085615	0.156	7.068
20150912	6.310	1.55E-09	0.443317894	9.02E-11	0.171	6.810
20150913	4.459	0.66077997	0.000125624	1.44E-06	0.170	5.845
20150914	2.473	1.27E-06	1.80E-10	0.748012411	0.174	5.225
20150915	2.355	7.98E-12	0.43442499	1.13E-05	0.190	4.968
20150916	2.249	0.688593941	8.30E-08	2.47E-06	0.214	5.174
20150917	0.858	5.46E-08	2.30E-11	0.749462767	0.224	4.214
20150918	1.338	1.46E-09	0.460769343	4.53E-06	0.224	4.334
20150919	3.377	0.682728061	3.31E-08	6.21E-11	0.224	3.728
20150920	4.405	5.81E-06	7.57E-08	0.548677431	0.239	2.849
20150921	4.337	5.11E-07	0.468015416	1.56E-09	0.253	2.716
20150922	3.538	0.646197736	2.66E-07	7.65E-11	0.253	4.146
20150923	2.705	2.51E-07	1.12E-07	0.391940701	0.257	3.638
20150924	2.097	1.56E-08	0.491863522	3.53E-11	0.236	4.184
20150925	4.776	0.602110031	5.73E-08	3.28E-09	0.264	5.291
20150926	5.130	4.20E-06	4.68E-08	0.295392335	0.282	4.980
20150927	10.321	2.16E-07	0.505257326	3.40E-08	0.289	2.546
20150928	13.022	0.634655893	1.19E-07	6.80E-07	0.282	2.279
20150929	17.087	2.37E-08	3.68E-06	0.216818695	0.307	1.539
20150930	24.595	3.02E-10	0.552276922	2.21E-07	0.322	0.714
20151001	28.192	0.602873699	4.07E-05	7.69E-11	0.332	0.402
20151002	29.736	4.82E-06	9.72E-07	0.329101517	0.339	0.341
20151003	31.509	2.23E-07	0.561749887	1.06E-06	0.375	0.000
20151004	32.108	0.597103507	1.40E-07	1.19E-08	0.346	0.000
20151005	31.859	4.36E-06	2.26E-07	0.382657567	0.361	0.000
20151006	31.433	1.79E-10	0.612624837	6.54E-07	0.404	0.000
20151007	28.210	0.605160747	4.19E-08	2.38E-05	0.430	0.000
20151008	31.204	3.33E-06	1.40E-06	0.421369352	0.428	0.000
20151009	32.938	5.21E-07	0.68972893	6.39E-05	0.443	0.000
20151010	32.990	0.586705638	3.85E-11	1.72E-08	0.457	0.000
20151011	31.743	3.46E-05	4.61E-06	0.385002479	0.455	1.199
20151012	28.982	1.53E-11	0.811548378	4.08E-08	0.437	1.109
20151013	30.517	0.523911311	2.33E-11	2.54E-12	0.396	0.821

Lampiran 16. Lanjutan

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20151014	35.200	8.40E-10	0.782878777	1.35E-07	0.372	1.110
20151015	35.629	0.559441147	2.10E-08	1.95E-09	0.373	0.335
20151016	34.698	2.33E-08	0.000270543	0.573210307	0.375	0.603
20151017	36.545	5.10E-11	0.7501376	1.54E-05	0.358	0.003
20151018	35.753	0.566642633	3.42E-09	1.19E-09	0.338	0.000
20151019	34.126	4.66E-08	3.59E-06	0.553618963	0.361	0.000
20151020	34.213	3.90E-11	0.703635649	1.17E-08	0.389	0.000
20151021	31.588	0.52561382	5.96E-11	1.67E-11	0.426	0.000
20151022	32.017	2.07E-08	6.18E-08	0.572858483	0.452	0.036
20151023	29.109	6.84E-08	0.700048304	1.19E-08	0.432	0.000
20160429	26.361	0.481771304	5.04E-09	1.43E-06	0.426	0.000
20160430	26.021	1.34E-07	0.010819364	0.528693923	0.401	0.000
20160501	29.180	6.21E-08	0.707541458	2.35E-05	0.430	2.562
20160502	29.995	0.442558299	0.002705746	1.27E-09	0.381	1.662
20160503	27.278	1.49E-06	0.048656204	0.538950824	0.383	0.012
20160504	31.084	1.92E-09	0.691857378	2.28E-07	0.392	0.000
20160505	31.752	0.370279677	1.09E-05	1.72E-09	0.366	0.000
20160506	30.164	8.70E-10	0.024665305	0.525825843	0.357	0.001
20160507	23.153	3.65E-09	0.710706305	1.51E-09	0.377	0.000
20160508	23.270	0.333172699	0.002162084	6.89E-07	0.410	0.001
20160509	25.437	2.85E-06	0.073524087	0.530202708	0.479	0.002
20160510	23.521	2.29E-09	0.668974388	0.026426341	0.492	0.000
20160511	24.783	0.274891965	1.01E-06	6.44E-07	0.510	0.000
20160512	24.683	2.26E-12	0.097847847	0.461611987	0.504	0.039
20160618	26.335	1.95E-08	0.670781175	0.105933414	0.505	0.000
20160622	25.394	0.259669177	4.49E-06	4.96E-06	0.510	0.000
20160623	23.262	3.26E-10	0.095503176	0.403438112	0.538	0.000
20160624	23.476	4.06E-09	0.652500855	0.216204701	0.534	0.000
20160625	24.415	0.264298396	5.52E-05	0.00011041	0.525	0.001
20160626	23.780	1.27E-07	0.110334583	0.338692896	0.511	0.000
20160627	22.572	4.02E-07	0.623665551	0.353355636	0.550	0.001
20160628	21.061	0.257664631	4.41E-05	1.28E-05	0.556	0.002
20160629	21.452	2.78E-07	0.078858563	0.036484658	0.594	0.000
20160630	20.570	1.68E-07	0.655688277	0.454729947	0.545	0.002
20160701	19.781	0.273184433	2.30E-05	2.32E-08	0.578	0.000
20160702	17.254	6.21E-08	0.114280089	0.321388558	0.592	0.001
20160703	13.047	7.55E-08	0.635720362	0.270636204	0.628	0.000
20160704	9.091	0.309142515	1.08E-05	2.94E-07	0.610	0.000
20160705	8.508	1.87E-06	0.12952575	0.382962083	0.603	0.000
20160706	7.070	4.50E-09	0.6440769	0.196790284	0.600	0.004
20160707	5.552	0.318232726	6.10E-06	1.67E-08	0.563	0.000

Lampiran 16. Lanjutan

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20160708	7.489	4.48E-07	0.138890111	0.278077003	0.614	0.000
20160709	9.027	1.08E-07	0.683986468	0.259654808	0.607	0.000
20160710	9.175	0.315848423	7.59E-07	2.10E-06	0.620	0.000
20160715	10.873	5.66E-06	0.212786641	0.212516957	0.618	0.000
20160724	10.786	1.99E-08	0.659861749	0.284755068	0.675	0.001
20160725	9.287	0.319878271	1.20E-06	1.72E-06	0.675	0.001
20160726	10.370	4.01E-08	0.172344338	0.317218163	0.705	0.074
20160727	12.059	6.39E-11	0.66665239	0.309212129	0.697	1.626
20160728	11.065	0.331234179	6.31E-08	2.39E-05	0.700	0.661
20160730	12.433	5.73E-10	0.14290551	0.314481978	0.711	1.177
20160731	14.964	1.49E-10	0.719615859	0.254265003	0.648	3.308
20160801	17.619	0.313540158	5.74E-08	3.83E-06	0.621	5.216
20160802	15.139	3.02E-08	0.148335705	0.497180391	0.632	4.333
20160804	13.445	3.55E-10	0.627842351	0.289462904	0.619	4.292
20160805	13.420	0.318151691	1.72E-05	4.30E-07	0.597	6.264
20160806	12.972	8.76E-09	0.00229579	0.445751919	0.579	3.852
20160807	12.585	1.84E-09	0.587698175	0.195483345	0.602	4.549
20160809	12.000	0.31839569	0.070244667	2.46E-09	0.647	8.241
20160810	10.232	8.23E-10	0.013323869	0.447815135	0.647	6.900
20160811	7.862	1.18E-08	0.248609399	0.236211814	0.649	3.275
20160812	4.858	0.308121668	0.34025431	6.81E-06	0.638	1.491
20160813	4.160	5.40E-07	0.190112905	0.551096454	0.646	0.798
20160814	6.628	8.90E-08	0.272211265	0.159319776	0.652	5.251
20160815	8.432	0.305598772	0.237736142	6.09E-07	0.652	8.546
20160816	10.495	2.20E-06	0.121054739	0.577580913	0.643	18.748
20160817	10.249	3.67E-09	0.172196232	0.151481791	0.644	18.364
20160818	11.770	0.299963445	0.318008648	4.42E-05	0.610	17.844
20160819	14.179	9.40E-09	0.124799259	0.565367071	0.586	19.431
20160820	18.380	8.10E-09	0.103341442	0.144426675	0.614	18.059
20160821	23.222	0.331282826	0.321670484	1.98E-08	0.589	18.200
20160822	19.740	2.10E-07	0.114696805	0.325021485	0.590	16.757
20160823	12.326	1.39E-09	0.058311836	0.269587587	0.586	18.414
20160824	12.113	0.332238792	0.320826638	1.64E-07	0.563	21.254
20160825	12.713	7.41E-11	0.235848606	0.422465293	0.541	23.867
20160826	16.865	2.84E-08	0.221453979	0.141120679	0.541	22.356
20160829	15.400	0.301412718	0.171435197	1.47E-08	0.553	24.417
20160830	16.278	3.43E-08	0.254986838	0.250567715	0.542	28.228
20160831	17.860	7.63E-09	0.080210577	0.181782811	0.584	28.399
20160901	14.986	0.338034817	0.168510429	6.52E-07	0.539	36.040
20160902	8.063	3.22E-08	0.199452876	0.252609139	0.486	32.656
20160903	6.389	6.44E-10	0.113586735	0.170913815	0.470	30.696

Lampiran 16. Lanjutan

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20160904	1.743	0.36323393	0.068847793	5.77E-07	0.447	27.093
20160905	-2.061	1.56E-08	0.166295369	0.004867322	0.404	28.577
20160906	-5.251	9.41E-09	0.079421054	0.265363069	0.334	30.647
20160907	-6.982	0.365932762	0.177282531	2.89E-08	0.303	28.789
20160908	-3.679	8.11E-08	0.091965216	0.000184023	0.261	30.131
20160909	-2.952	1.08E-08	0.066681864	0.296758147	0.241	31.847
20160910	-4.746	0.348892971	0.277403131	2.83E-08	0.218	29.970
20160911	-5.109	8.11E-08	0.025814244	3.02E-05	0.185	32.101
20160913	-3.177	6.99E-07	0.124259825	0.302673789	0.189	37.365
20160914	-3.031	0.360145836	0.292494805	1.41E-11	0.179	32.074
20160915	-0.915	6.56E-06	0.00018329	5.16E-05	0.180	29.560
20160916	-0.511	8.72E-09	0.077257185	0.281175231	0.176	30.422
20160917	1.906	0.352554542	0.347774735	2.20E-07	0.170	34.621
20160918	2.221	4.67E-07	1.82E-08	0.015370941	0.170	34.628
20160919	5.171	3.65E-06	0.014783004	0.259190848	0.187	30.632
20160921	4.276	0.320098239	0.418394987	7.36E-08	0.208	30.822
20160922	5.371	1.65E-07	1.66E-11	0.032793293	0.204	29.433
20160923	2.994	7.20E-08	4.93E-06	0.153782958	0.230	30.028
20160924	2.148	0.273902154	0.434207184	2.82E-10	0.223	29.132
20160925	0.747	1.11E-07	0.000758906	0.092725741	0.199	29.712
20160926	-1.519	5.68E-08	0.048041301	0.085815601	0.203	29.573
20160927	0.867	0.28788343	0.377513525	1.72E-10	0.222	29.135
20160928	1.243	5.12E-06	0.003031431	6.01E-08	0.206	28.460
20160929	1.288	1.49E-08	0.02236405	0.202904396	0.185	27.675
20160930	4.772	0.259254044	0.346514244	2.33E-11	0.193	28.040
20161001	2.577	2.88E-08	2.38E-07	4.56E-09	0.191	26.875
20161002	0.669	1.30E-09	0.129741646	0.168342808	0.211	28.506
20161003	6.538	0.283680187	0.177925649	3.07E-09	0.233	26.304
20161004	11.369	1.37E-07	5.88E-08	9.68E-06	0.241	25.059
20161005	14.463	2.78E-10	0.144591465	0.134252002	0.238	23.342
20161006	13.328	0.278350151	0.204049637	3.24E-08	0.243	24.997
20161007	15.413	1.42E-08	4.99E-06	0.00025976	0.246	24.752
20161008	17.737	1.58E-07	0.122837326	0.124358263	0.253	21.983
20161009	16.198	0.26049958	0.210556032	9.83E-09	0.287	21.956
20161010	24.064	0.029653394	0.000167095	0.00011963	0.285	21.650
20161011	30.508	1.96E-07	0.075970377	0.095533862	0.294	20.252
20161013	53.680	0.313084995	0.289200794	2.77E-10	0.294	15.016
20161015	57.579	0.001210716	5.57E-07	1.02E-06	0.295	9.471
20161016	56.192	6.54E-08	0.190269316	0.11248369	0.293	10.275
20161017	56.934	0.301877011	0.153632038	1.06E-08	0.284	10.018
20161018	58.300	0.001973628	0.000401698	5.18E-11	0.292	9.960
20161019	64.311	0.00102687	0.242771898	0.088223234	0.341	9.110
20161110	65.701	0.389738766	0.089930619	1.38E-07	0.338	10.479
20161111	65.071	0.000100149	0.028275095	9.05E-09	0.328	6.805
20161113	68.590	0.00262967	0.228560951	0.078738254	0.335	7.347

Lampiran 16. Lanjutan

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20161117	69.094	0.447987405	0.113673817	3.94E-08	0.335	6.416
20161118	70.982	0.035847121	0.051350514	3.83E-05	0.328	8.276
20161119	74.804	2.81E-07	0.204967883	0.098620506	0.330	7.735
20161120	72.617	0.13916394	0.15513257	3.48E-09	0.329	7.294
20161121	78.639	0.192420843	0.083576136	1.38E-06	0.345	7.847
20161122	78.763	2.28E-06	0.076206733	0.143079722	0.366	8.509
20161123	78.919	0.198665579	0.261142603	0.001637119	0.398	8.408
20161210	78.967	0.189014078	0.093381405	1.12E-05	0.401	8.504

Lampiran 17. Koefisien Parameter Terkalibrasi Temperatur
Minimum di Stasiun Soekarno Hatta dengan
training window optimum (m=60 hari)

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150318	-0.89523	0.448263	0.953068	0.374391	0.32191	0.00114
20150319	-1.01518	0.274811	0.134024	3.95E-05	0.304501	5.62E-05
20150320	1.656198	0.310139	2.94E-07	0.967529	0.308742	0.000902
20150321	0.328229	0.526525	0.853851	0.317661	0.304276	0.001338
20150322	1.12093	0.295071	0.328217	0.000451	0.298889	5.50E-05
20150323	-0.05383	0.216529	1.62E-06	0.988353	0.291266	2.00E-05
20150324	0.588075	0.566183	0.857082	0.28241	0.313671	3.43E-05
20150325	2.017308	0.290555	0.251654	0.001574	0.287457	0.000381
20150326	2.653545	0.06876	1.92E-10	1.01151	0.309103	5.20E-05
20150327	2.86092	0.502491	1.055709	0.209767	0.324386	9.00E-06
20150328	4.129159	0.381481	4.22E-06	3.74E-05	0.305123	7.09E-05
20150329	3.016501	0.097905	0.000164	0.996122	0.298497	0.000237
20150330	2.358621	0.493525	1.08577	0.180757	0.323673	0.000132
20150331	-0.57339	0.424399	0.002243	0.006899	0.32328	5.80E-05
20150401	-2.03409	0.030573	9.89E-08	0.989078	0.337669	3.98E-09
20150402	-4.76487	0.571556	1.09489	0.218026	0.341688	0.000185
20150403	-6.86851	0.42496	0.001895	0.007625	0.361439	0.001012
20150404	-4.561	0.000806	7.78E-07	0.983127	0.360204	4.29E-07
20150405	-4.9943	0.561298	1.066266	0.207264	0.353811	0.00015
20150406	-0.94887	0.408727	0.000169	0.001932	0.336675	3.08E-05
:	:	:	:	:	:	:
20161013	8.376343	0.254537	4.13E-05	0.521451	0.3728	2.60E-06
20161015	8.216053	4.00E-09	1.047677	3.83E-05	0.373903	2.37E-08
20161016	5.728929	0.549137	0.125193	0.109655	0.337499	9.59E-06
20161017	3.369084	0.277127	9.74E-06	0.501269	0.356266	7.70E-07
20161018	4.26697	3.42E-09	1.039635	1.28E-08	0.366249	3.30E-07
20161019	2.610035	0.624193	0.171754	0.074734	0.382906	8.28E-06
20161110	-0.27916	0.331758	4.13E-08	0.503763	0.409701	7.80E-05
20161111	1.309022	2.63E-09	0.992876	6.68E-06	0.415529	2.53E-07
20161113	1.232822	0.605189	0.239278	0.136492	0.406367	0.000971
20161117	1.827219	0.264595	3.63E-11	0.50145	0.379239	0.000835
20161118	2.078022	1.12E-07	0.906351	2.43E-08	0.406533	0.010451
20161119	7.014308	0.67166	0.373699	0.066187	0.400478	5.16E-05
20161120	9.388842	0.254428	0.000262	0.499489	0.389241	5.26E-08
20161121	10.19992	3.10E-11	0.916945	1.08E-05	0.346925	0.000235
20161122	8.755148	0.757073	0.380989	0.088646	0.344611	1.90E-05
20161123	10.4912	0.26241	1.57E-05	0.529822	0.373503	3.60E-05
20161210	9.206656	1.15E-09	0.910184	7.64E-07	0.371678	0.000107

Lampiran 18. Koefisien Parameter Terkalibrasi Kelembapan
Udara di Stasiun Soekarno Hatta dengan *training*
window optimum (m=50 hari)

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150308	1.049349	0.013001	0.252983	7.65E-08	21.48417	0.521971
20150309	-2.94365	0.983394	0.617636	0.300439	22.25643	0.825386
20150310	-2.73533	0.005964	0.186878	0.582707	21.59529	1.43903
20150311	-8.27285	0.006917	0.001117	5.35E-06	21.8899	1.163405
20150312	-5.50957	1.041853	0.64054	0.152601	22.32049	0.04446
20150313	-0.3189	0.000314	0.102308	0.752527	22.03302	0.648775
20150314	-2.41439	0.171037	0.206458	1.04E-08	22.55849	0.478157
20150315	2.215842	0.860934	0.558374	0.231058	20.59877	2.348226
20150316	6.36975	0.013598	3.80E-07	0.649543	20.50706	2.234808
20150317	11.1766	0.078966	0.52529	2.50E-07	19.92209	2.642639
20150318	6.517786	0.778065	0.405863	0.286387	19.44785	0.00933
20150319	4.160415	0.254264	0.114128	0.576532	19.4556	0.000808
20150320	1.488991	0.130327	0.810339	6.93E-07	19.53689	0.000594
20150321	-0.55758	0.947511	0.064223	0.251215	19.81138	0.001711
20150322	1.974199	0.002088	2.42E-07	0.611021	18.90594	0.483099
20150323	2.035914	0.200444	1.031795	1.74E-06	18.7545	3.71E-09
20150324	1.628887	0.818301	4.54E-06	0.199532	18.29271	0.000633
20150325	8.702736	1.26E-06	0.010954	0.641653	16.83829	1.62E-05
20150326	9.770466	0.149553	0.910263	1.38E-07	15.84796	1.13E-05
20150327	9.407997	0.89243	0.042229	0.08753	15.45738	2.59E-10
20150328	10.73776	0.001044	1.00E-05	0.756798	14.36293	4.82E-09
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161017	58.29988	2.19E-05	0.676167	3.65E-10	13.00492	9.959772
20161018	64.31105	0.150612	0.034382	7.74E-10	13.60164	9.109646
20161019	65.70138	0.618195	1.16E-08	3.63E-08	13.57648	10.47885
20161110	65.07144	0.041762	0.58767	8.02E-08	13.84817	6.805329
20161111	68.59029	0.237104	0.157933	8.17E-10	13.04776	7.347353
20161113	69.0937	0.576649	1.84E-07	8.67E-11	14.02162	6.416059
20161117	70.98227	0.02019	0.358919	3.78E-15	14.66922	8.276133
20161118	74.8039	0.165175	0.443479	2.03E-11	15.03971	7.734897
20161119	72.61703	0.523774	7.64E-08	5.28E-08	15.57658	7.293806
20161120	78.63877	0.158668	0.165387	3.63E-09	14.15763	7.846517
20161121	78.76255	0.027493	0.688902	1.59E-08	13.25658	8.5093
20161122	78.91934	0.497489	5.41E-07	1.12E-10	13.38278	8.408293
20161123	78.96746	0.382542	0.304588	7.14E-08	13.46551	8.50363
20161210	78.87822	0.000152	0.55939	1.47E-13	13.05572	8.492185

Lampiran 19. Koefisien Parameter Terkalibrasi Temperatur
Maksimum di Stasiun Juanda dengan *training*
window optimum (m=60 hari)

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150318	10.10087	6.49E-08	0.666699	0.134527	0.618902	0.042353
20150319	11.25715	0.684147	0.129	0.044444	0.468626	0.661738
20150320	11.35208	0.004131	0.19066	1.15742	0.457865	0.721103
20150321	13.14223	3.03E-14	0.713343	0.111479	0.481642	0.713944
20150322	15.08701	0.455305	0.152494	0.092183	0.493908	0.677508
20150323	16.55705	0.197364	0.120029	1.166956	0.498911	0.18263
20150324	18.43812	1.27E-08	0.814393	0.112536	0.461295	0.331026
20150325	18.56219	0.429574	0.105022	0.063281	0.398924	1.11404
20150326	19.41048	0.219527	0.680795	1.245106	0.438122	0.310973
20150327	20.13763	1.78E-08	0.68574	0.02965	0.468498	0.104601
20150328	20.16426	0.380768	0.146974	0.133352	0.409963	0.41904
20150329	19.5495	0.212335	0.578425	1.1245	0.405623	0.400788
20150330	19.0558	1.37E-05	0.722655	0.174917	0.451825	0.138364
20150331	17.22055	0.511018	0.170892	0.078917	0.450972	0.146718
20150401	12.32843	0.020773	0.723327	1.161829	0.415235	0.357139
20150402	11.75818	2.62E-07	0.783917	0.084419	0.417123	0.329692
20150403	10.87443	0.043134	0.078591	0.053638	0.401301	0.418866
20150404	13.49044	0.442367	0.709453	1.0324	0.409008	0.640187
20150405	13.54019	9.41E-08	0.705861	0.27574	0.35141	0.770036
20150406	13.64147	0.043559	0.111964	0.094076	0.338732	0.728352
20150407	13.54698	0.381879	0.544692	1.093063	0.290383	1.28514
20150408	13.41088	1.49E-05	0.706725	0.164466	0.305906	1.108817
20150409	13.19915	0.193183	0.083949	0.05163	0.302476	1.310497
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161017	-1.83222	0.874593	2.04E-05	0.011497	0.114909	2.373871
20161018	-3.83059	0.515177	1.099558	0.952843	0.113376	2.382488
20161019	-1.97914	0.135988	0.042972	0.24317	0.092541	2.399269
20161110	-1.7531	0.61517	0.000535	0.088611	0.09745	2.288289
20161111	-0.79546	0.75681	1.141657	0.86436	0.084861	2.858804
20161113	-0.75525	5.26E-05	0.122395	0.259668	0.088923	2.749042
20161117	-2.34629	0.754662	0.016103	0.088905	0.091949	2.716554
20161118	-0.75672	0.673788	1.076808	0.867302	0.1148	2.61222
20161119	0.347107	0.254898	0.239637	0.084881	0.117768	2.677467
20161120	-2.52276	0.315787	0.010414	0.11621	0.132071	2.587823
20161121	-6.26363	0.616505	1.085251	0.754535	0.150543	2.549495
20161122	-6.89765	0.519468	0.22521	0.028214	0.133633	2.872522
20161123	1.540654	0.090461	0.018101	0.407063	0.181686	2.523416
20161210	4.716914	0.360384	1.155112	0.4229	0.219107	2.038037

Lampiran 20. Koefisien Parameter Terkalibrasi Temperatur
Minimum di Stasiun Juanda dengan *training*
window optimum (m=30)

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150204	-7.0817	0.714753	5.02E-06	1.70E-05	0.182142	6.75E-09
20150211	-7.73372	0.590942	0.912198	4.73E-12	0.170323	5.02E-10
20150217	-10.8572	5.18E-07	0.938512	0.982449	0.170149	6.67E-08
20150218	-12.5106	0.70883	3.81E-06	0.092685	0.197802	4.26E-07
20150219	-11.8567	0.624507	0.873461	2.11E-08	0.288089	6.18E-07
20150220	-13.1517	2.92E-07	0.909431	1.101433	0.308711	4.11E-08
20150221	-11.0895	0.790114	7.61E-05	6.21E-07	0.30404	1.52E-06
20150222	-8.18081	0.672107	0.832625	8.86E-10	0.338241	4.17E-11
20150223	-8.49784	0.000115	1.018498	1.12761	0.343806	6.94E-07
20150224	-4.38208	0.762895	3.55E-05	0.105044	0.350934	5.64E-08
20150225	7.551472	0.580292	1.17633	9.71E-06	0.259882	2.82E-14
20150227	9.125579	0.185831	0.22503	1.071029	0.253236	4.77E-10
20150228	8.493855	0.613818	0.688266	0.079435	0.238413	2.16E-08
20150301	9.434353	0.642717	0.858774	5.45E-06	0.171302	5.00E-09
20150302	13.27036	0.240735	1.005048	0.939567	0.17105	6.67E-14
20150303	11.94371	0.514973	1.57E-05	0.091102	0.141024	1.56E-11
20150304	11.92104	0.59948	1.279497	2.68E-06	0.109858	1.24E-06
20150305	12.72552	0.431974	0.777887	0.553598	0.093762	2.88E-08
20150306	14.20746	0.524561	3.43E-05	0.127206	0.082713	3.55E-12
20150307	10.9239	0.373973	1.038733	0.000237	0.117787	2.82E-10
20150308	9.49247	0.560411	0.909162	0.80876	0.180637	2.45E-09
20150309	8.587073	0.340818	8.27E-09	0.052311	0.236099	9.06E-10
20150310	8.709378	0.303018	1.172119	1.12E-06	0.183105	4.17E-12
20150311	9.990769	0.692174	0.765272	0.732518	0.1491	7.34E-12
20150312	9.555258	0.429173	0.00128	0.101025	0.165342	2.67E-08
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161110	5.722016	0.754392	0.140705	0.605686	0.497968	3.281632
20161111	12.37258	1.010455	1.036819	0.000594	0.59463	4.30318
20161113	12.5652	9.66E-09	0.0684	7.29E-13	0.54217	4.252173
20161117	12.87899	0.764469	0.001744	0.718603	0.425635	3.787933
20161118	9.055607	0.993829	0.988466	2.07E-07	0.299314	8.716134
20161119	10.01477	4.67E-07	0.095343	3.81E-12	0.300059	8.338731
20161120	11.20646	0.463693	0.00016	0.552368	0.258742	7.542139
20161121	10.23123	1.098941	1.040816	9.34E-09	0.177328	9.842306
20161122	7.448756	2.06E-05	0.020059	1.34E-09	0.257872	11.76324
20161123	11.59692	0.935382	5.42E-08	0.611638	0.286243	10.22727
20161210	10.16733	0.921213	1.005521	1.96E-05	0.252085	11.13562

Lampiran 21. Koefisien Parameter Terkalibrasi Kelembapan Udara di Stasiun Juanda dengan *training window* optimum (m=60)

vdate	a	pcr	stepwise	SIMPLS	c	d
20150318	0.418195	0.116182	0.814446	1.111755	17.54537	1.42E-09
20150319	-2.54221	0.04384	3.07E-05	1.00E-07	17.76606	0.000254
20150320	-2.75813	0.835205	0.112398	1.57E-06	17.99405	7.27E-08
20150321	-3.8418	0.12797	0.73564	1.09772	17.90246	1.20E-06
20150322	-1.78348	0.349325	2.39E-05	5.78E-10	17.82164	9.47E-07
20150323	4.307325	0.553978	0.06562	1.06E-06	17.83426	1.62E-06
20150324	14.44098	0.121157	0.774968	1.083313	16.07911	0.464396
20150325	24.89278	4.62E-05	1.32E-06	2.90E-08	15.37894	0.377955
20150326	40.08627	0.911095	0.039614	4.66E-05	14.57673	5.22E-07
20150327	48.96306	0.157067	0.721292	1.083921	13.4998	3.55E-07
20150328	47.90419	9.49E-07	4.69E-07	1.15E-09	13.15024	7.47E-06
20150329	50.43078	0.886469	1.36E-05	0.000469	12.95981	1.03E-08
20150330	45.51577	0.150323	0.704231	1.087845	13.31848	1.89E-13
20150331	40.00578	9.36E-06	9.16E-12	1.14E-08	12.84163	7.10E-06
20150401	33.02916	0.868628	0.157958	0.000308	13.35448	1.32E-13
20150402	28.62597	0.085358	0.499701	1.077611	13.69961	3.81E-06
20150403	29.86985	1.31E-08	9.71E-08	4.88E-08	13.37114	4.43E-06
20150404	31.37683	0.861434	0.190888	0.088746	13.20632	1.33E-08
20150405	31.32	0.022102	0.403299	0.990399	13.5089	2.52E-10
20150406	30.31582	3.07E-10	4.19E-06	3.27E-09	13.35826	0.016795
20150407	29.92395	0.804733	0.187605	0.003479	12.87339	4.58E-07
20150408	31.63581	3.92E-05	0.326176	1.076774	13.41034	4.01E-06
20150409	28.43895	1.59E-07	1.17E-05	1.15E-07	12.61676	1.57E-10
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161018	-12.6259	0.147712	9.25E-06	5.73E-06	7.02724	3.639877
20161019	-14.6221	0.774887	1.106067	2.22E-08	6.241468	3.791936
20161110	-15.0252	6.67E-05	1.90E-09	1.152926	7.111444	3.507317
20161111	-14.4876	0.137338	0.000601	5.16E-05	7.05258	3.960584
20161113	-15.955	0.767114	1.132382	7.23E-05	7.149852	3.934237
20161117	-16.5952	1.68E-05	3.75E-07	0.849404	6.965213	3.689051
20161118	-14.0234	0.087018	0.00014	0.28681	7.285774	3.551233
20161119	-11.9989	0.831471	1.126771	5.25E-10	7.820233	3.553006
20161120	-13.3406	2.74E-05	7.56E-09	0.643871	7.729853	3.508183
20161121	-11.858	0.271463	1.19E-05	0.488399	7.148557	3.643544
20161122	-10.467	0.703032	1.12056	2.19E-06	7.533	3.315948
20161123	-10.0414	1.47E-05	1.09E-09	0.037329	8.591605	2.862572
20161210	-11.1021	0.101156	4.71E-06	1.108333	9.114397	1.851686

Lampiran 22. Parameter Terkalibrasi di Stasiun Soekarno Hatta dengan *training window* optimum variabel Tmaks (m=30), Tmin(m=60) dan RH(m=50)

Tmaks			Tmin			RH		
vdate	μ	σ^2	vdate	μ	σ^2	vdate	μ	σ^2
20150204	30.633	0.724	20150318	24.239	0.322	20150308	86.768	23.620
20150211	30.491	0.715	20150319	24.549	0.305	20150309	85.769	23.033
20150217	30.685	0.834	20150320	24.188	0.309	20150310	86.353	28.388
20150218	29.825	1.597	20150321	24.193	0.304	20150311	87.712	20.581
20150219	29.664	3.142	20150322	24.109	0.299	20150312	89.299	19.209
20150220	28.751	1.394	20150323	24.099	0.291	20150313	86.166	23.043
20150221	29.882	1.565	20150324	24.181	0.314	20150314	83.715	22.397
20150222	30.810	1.591	20150325	24.068	0.287	20150315	82.867	20.427
20150223	30.336	2.021	20150326	23.946	0.309	20150316	83.487	22.104
20150224	29.753	1.881	20150327	23.883	0.324	20150317	83.312	19.191
20150225	31.112	1.893	20150328	23.857	0.305	20150318	82.150	20.827
20150227	31.456	1.630	20150329	24.050	0.298	20150319	81.726	21.692
20150228	30.887	1.830	20150330	24.200	0.324	20150320	80.015	22.092
20150301	30.354	1.929	20150331	24.302	0.323	20150308	79.252	22.608
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161017	32.130	0.440	20161017	23.940	0.356	20161017	78.803	13.995
20161018	32.164	0.505	20161018	24.312	0.366	20161018	78.779	19.108
20161019	32.143	0.478	20161019	24.524	0.383	20161019	78.689	15.312
20161110	32.158	0.507	20161110	24.648	0.410	20161110	78.262	14.622
20161111	32.153	0.509	20161111	24.284	0.416	20161111	78.538	13.936
20161113	32.178	0.451	20161113	24.543	0.406	20161113	78.779	17.787
20161117	32.193	0.450	20161117	24.379	0.379	20161117	78.854	17.219
20161118	32.245	0.403	20161118	24.551	0.407	20161118	78.649	15.936
20161119	32.253	0.379	20161119	24.536	0.400	20161119	78.701	16.478
20161120	32.286	0.408	20161120	24.505	0.389	20161120	78.653	16.272
20161121	32.310	0.446	20161121	24.526	0.347	20161121	78.643	15.990
20161122	32.223	0.473	20161122	24.421	0.345	20161122	78.818	16.007
20161123	32.276	0.497	20161123	24.410	0.374	20161123	78.917	16.629
20161210	32.320	0.548	20161210	24.515	0.372	20161210	78.981	15.577

Lampiran 23. Parameter Terkalibrasi di Stasiun Juanda dengan
training window optimum variabel Tmaks
(m=60), Tmin(m=30) dan RH(m=60)

Tmaks			Tmin			RH		
vdate	μ	σ^2	vdate	μ	σ^2	vdate	μ	σ^2
20150318	31.903	0.621	20150204	24.085	0.182	20150318	82.644	17.545
20150319	31.940	0.489	20150211	24.635	0.170	20150319	82.740	17.766
20150320	31.541	0.566	20150217	24.297	0.170	20150320	84.410	17.994
20150321	31.711	0.564	20150218	24.780	0.198	20150321	81.602	17.902
20150322	31.985	0.509	20150219	24.262	0.288	20150322	80.956	17.822
20150323	32.261	0.503	20150220	24.967	0.309	20150323	81.098	17.834
20150324	32.257	0.478	20150221	24.572	0.304	20150324	80.605	16.425
20150325	32.116	0.399	20150222	23.539	0.338	20150325	81.075	15.380
20150326	32.022	0.438	20150223	23.079	0.344	20150326	82.666	14.577
20150327	32.133	0.470	20150224	23.941	0.351	20150327	82.294	13.500
20150328	32.201	0.431	20150225	24.265	0.260	20150328	82.625	13.150
20150329	32.076	0.407	20150227	24.713	0.253	20150329	82.328	12.960
20150330	32.319	0.459	20150228	24.535	0.238	20150330	81.976	13.318
20150331	32.406	0.461	20150301	24.728	0.171	20150331	81.062	12.842
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161017	33.244	0.227	20161017	25.602	0.857	20161017	72.280	8.265
20161018	33.097	0.215	20161018	25.225	0.827	20161018	71.128	7.214
20161019	33.646	0.365	20161019	25.693	0.541	20161019	74.611	6.660
20161110	33.673	0.419	20161110	26.458	0.871	20161110	72.203	10.879
20161111	32.630	0.226	20161111	25.450	0.655	20161111	79.124	8.452
20161113	32.496	0.091	20161113	25.438	0.613	20161113	79.073	10.467
20161117	32.184	0.214	20161117	25.243	0.945	20161117	86.779	18.614
20161118	32.351	0.241	20161118	25.550	0.699	20161118	82.468	10.093
20161119	33.137	0.153	20161119	25.976	0.764	20161119	74.558	9.062
20161120	33.075	0.144	20161120	25.940	0.391	20161120	76.590	8.712
20161121	33.249	0.166	20161121	25.849	0.219	20161121	75.366	8.341
20161122	33.424	0.264	20161122	26.057	0.650	20161122	76.540	7.819
20161123	32.723	0.235	20161123	25.446	1.643	20161123	85.066	15.358
20161210	32.186	0.373	20161210	25.258	2.405	20161210	85.628	11.733

Lampiran 24. Taksiran Interval di Stasiun Soekarno Hatta dengan *training window* optimum variabel Tmaks (m=30), Tmin(m=60) dan RH(m=50)

Tmaks			Tmin			RH		
<i>vdate</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>	<i>vdate</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>	<i>vdate</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
20150204	28.97	32.30	20150318	23.13	25.35	20150308	72.30	90.48
20150211	28.83	32.15	20150319	23.47	25.63	20150309	71.94	90.62
20150217	28.90	32.47	20150320	23.10	25.28	20150310	70.48	88.89
20150218	27.35	32.30	20150321	23.11	25.27	20150311	69.30	88.01
20150219	26.19	33.14	20150322	23.04	25.18	20150312	70.14	88.67
20150220	26.44	31.07	20150323	23.04	25.16	20150313	72.03	90.44
20150221	27.43	32.33	20150324	23.08	25.28	20150314	71.86	90.48
20150222	28.34	33.28	20150325	23.02	25.12	20150315	73.12	90.94
20150223	27.55	33.12	20150326	22.86	25.04	20150316	73.00	90.77
20150224	27.07	32.44	20150327	22.77	25.00	20150317	74.00	91.93
20150225	28.42	33.81	20150328	22.77	24.94	20150318	72.85	90.14
20150227	28.95	33.96	20150329	22.98	25.12	20150319	72.93	90.22
20150228	28.24	33.54	20150330	23.08	25.32	20150320	72.60	89.93
20150301	27.63	33.08	20150331	23.19	25.42	20150308	72.85	90.29
:			:			:		
20161017	30.83	33.43	20161017	22.77	25.11	20161017	71.38	85.89
20161018	30.77	33.56	20161018	23.13	25.50	20161018	69.83	87.82
20161019	30.79	33.50	20161019	23.31	25.74	20161019	70.64	85.71
20161110	30.76	33.55	20161110	23.39	25.90	20161110	70.46	85.25
20161111	30.75	33.55	20161111	23.02	25.55	20161111	70.94	85.24
20161113	30.86	33.49	20161113	23.29	25.79	20161113	70.12	86.35
20161117	30.88	33.51	20161117	23.17	25.59	20161117	70.97	86.86
20161118	31.00	33.49	20161118	23.30	25.80	20161118	70.84	86.33
20161119	31.05	33.46	20161119	23.30	25.78	20161119	70.73	86.77
20161120	31.03	33.54	20161120	23.28	25.73	20161120	71.05	86.22
20161121	31.00	33.62	20161121	23.37	25.68	20161121	71.41	86.11
20161122	30.87	33.57	20161122	23.27	25.57	20161122	71.52	86.32
20161123	30.89	33.66	20161123	23.21	25.61	20161123	71.33	86.60
20161210	30.87	33.77	20161210	23.32	25.71	20161210	71.55	86.20

Lampiran 25. Taksiran Interval di Stasiun Juanda dengan *training window* optimum variabel Tmaks (m=60), Tmin(m=30) dan RH(m=60)

Tmaks			Tmin			RH		
<i>vdate</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>	<i>vdate</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>	<i>vdate</i>	<i>Lower</i>	<i>Upper</i>
20150318	29.06	33.64	20150318	23.13	25.35	20150318	74.43	90.85
20150319	29.35	34.30	20150319	23.47	25.63	20150319	74.48	91.00
20150320	29.89	34.36	20150320	23.10	25.28	20150320	76.10	92.72
20150321	30.53	35.23	20150321	23.11	25.27	20150321	73.31	89.90
20150322	29.84	34.96	20150322	23.04	25.18	20150322	72.68	89.23
20150323	29.55	34.09	20150323	23.04	25.16	20150323	72.82	89.37
20150324	29.45	34.05	20150324	23.08	25.28	20150324	72.66	88.55
20150325	29.51	34.01	20150325	23.02	25.12	20150325	73.39	88.76
20150326	29.13	33.71	20150326	22.86	25.04	20150326	75.18	90.15
20150327	29.05	33.78	20150327	22.77	25.00	20150327	75.09	89.50
20150328	29.39	33.94	20150328	22.77	24.94	20150328	75.52	89.73
20150329	29.42	33.92	20150329	22.98	25.12	20150329	75.27	89.38
20150330	29.62	34.11	20150330	23.08	25.32	20150330	74.82	89.13
20150331	29.57	34.35	20150331	23.19	25.42	20150331	74.04	88.09
⋮			⋮			⋮		
20161017	30.93	33.06	20161017	22.77	25.11	20161017	66.64	77.91
20161018	31.15	33.46	20161018	23.13	25.50	20161018	65.86	76.39
20161019	31.11	33.39	20161019	23.31	25.74	20161019	69.55	79.67
20161110	31.25	33.49	20161110	23.39	25.90	20161110	65.74	78.67
20161111	31.19	33.46	20161111	23.02	25.55	20161111	73.43	84.82
20161113	31.18	33.45	20161113	23.29	25.79	20161113	72.73	85.41
20161117	30.99	33.23	20161117	23.17	25.59	20161117	78.32	95.24
20161118	31.03	33.28	20161118	23.30	25.80	20161118	76.24	88.69
20161119	31.02	33.27	20161119	23.30	25.78	20161119	68.66	80.46
20161120	31.05	33.35	20161120	23.28	25.73	20161120	70.81	82.38
20161121	31.02	33.39	20161121	23.37	25.68	20161121	69.71	81.03
20161122	31.06	33.53	20161122	23.27	25.57	20161122	71.06	82.02
20161123	31.11	33.59	20161123	23.21	25.61	20161123	77.38	92.75
20161210	31.10	33.54	20161210	23.32	25.71	20161210	78.91	92.34

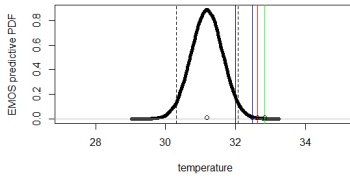
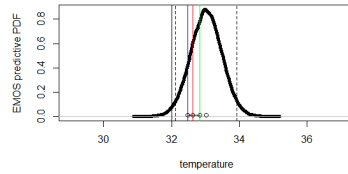
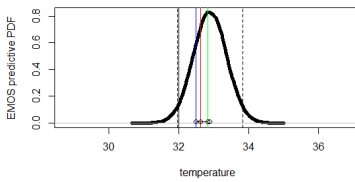
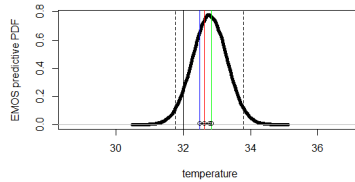
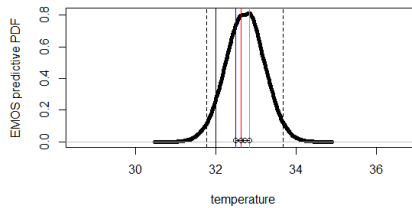
Lampiran 26. Nilai CRPS di Stasiun Soekarno Hatta dengan *training window* optimum variabel Tmaks (m=30), Tmin(m=60) dan RH(m=50)

vdate	Tmaks	vdate	Tmin	vdate	RH
20150204	0.330	20150318	0.134	20150308	1.404
20150211	2.603	20150319	0.331	20150309	2.178
20150217	1.746	20150320	0.162	20150310	2.374
20150218	0.762	20150321	0.129	20150311	1.102
20150219	0.564	20150322	0.136	20150312	2.803
20150220	0.625	20150323	0.616	20150313	1.237
20150221	1.097	20150324	0.154	20150314	2.534
20150222	1.160	20150325	0.589	20150315	2.845
20150223	0.403	20150326	0.400	20150316	1.139
20150224	1.702	20150327	0.143	20150317	5.725
20150225	0.337	20150328	0.144	20150318	4.089
20150227	0.337	20150329	0.946	20150319	2.745
20150228	0.328	20150330	0.520	20150320	2.038
20150301	0.455	20150331	0.438	20150308	1.431
:	:	:	:	:	:
20161017	0.726	20161017	0.335	20161017	3.049
20161018	0.167	20161018	0.423	20161018	2.626
20161019	0.394	20161019	0.658	20161019	1.740
20161110	0.180	20161110	0.270	20161110	0.922
20161111	0.180	20161111	0.307	20161111	3.308
20161113	0.166	20161113	0.162	20161113	7.115
20161117	0.252	20161117	0.574	20161117	1.555
20161118	0.268	20161118	0.545	20161118	1.700
20161119	0.393	20161119	0.263	20161119	1.261
20161120	0.438	20161120	0.170	20161120	1.117
20161121	0.946	20161121	0.187	20161121	2.387
20161122	0.344	20161122	0.709	20161122	1.242
20161123	0.589	20161123	0.148	20161123	1.012
20161210	1.863	20161210	1.342	20161210	4.218

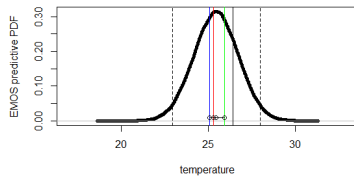
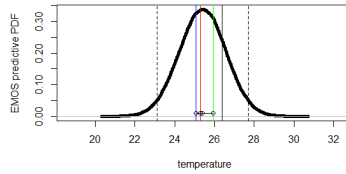
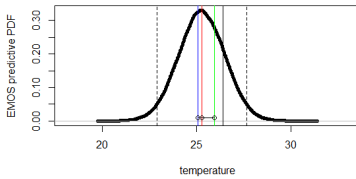
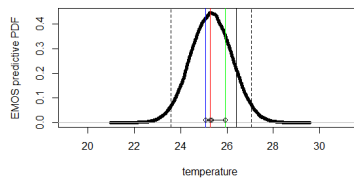
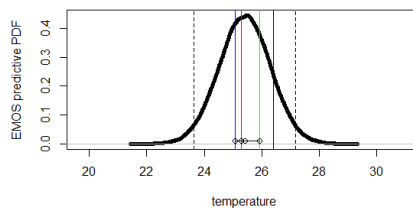
Lampiran 27. Nilai CRPS di Stasiun Juanda dengan *training window* optimum variabel Tmaks (m=60), Tmin(m=30) dan RH(m=60)

vdate	Tmaks	vdate	Tmin	vdate	RH
20150318	0.205	20150318	0.252	20150318	2.879
20150319	0.229	20150319	0.256	20150319	2.244
20150320	0.455	20150320	0.224	20150320	1.958
20150321	0.301	20150321	1.020	20150321	1.173
20150322	0.222	20150322	0.128	20150322	1.172
20150323	0.281	20150323	0.209	20150323	1.077
20150324	0.324	20150324	0.117	20150324	1.914
20150325	0.198	20150325	0.169	20150325	1.460
20150326	0.483	20150326	0.833	20150326	0.931
20150327	0.201	20150327	0.362	20150327	1.341
20150328	0.248	20150328	0.573	20150328	2.152
20150329	0.693	20150329	0.215	20150329	4.480
20150330	0.410	20150330	0.129	20150330	2.923
20150331	0.653	20150331	0.590	20150331	3.296
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20161017	0.216	20161017	0.251	20161017	4.051
20161018	0.150	20161018	0.554	20161018	1.223
20161019	0.167	20161019	1.530	20161019	4.846
20161110	0.539	20161110	1.663	20161110	3.217
20161111	0.128	20161111	0.240	20161111	1.709
20161113	0.183	20161113	0.305	20161113	0.876
20161117	0.547	20161117	3.598	20161117	2.504
20161118	0.567	20161118	0.416	20161118	3.167
20161119	0.635	20161119	0.293	20161119	0.764
20161120	0.516	20161120	0.271	20161120	0.718
20161121	0.119	20161121	0.732	20161121	1.587
20161122	1.302	20161122	0.257	20161122	3.736
20161123	0.471	20161123	0.595	20161123	1.014
20161210	0.487	20161210	0.463	20161210	6.623

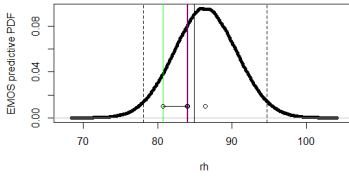
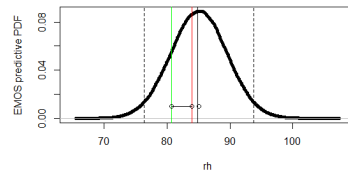
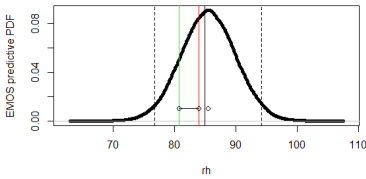
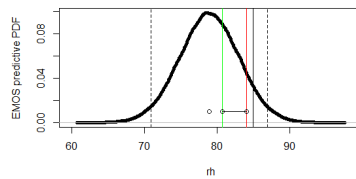
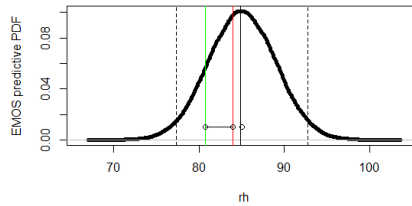
Lampiran 28. Prediktif Probability Density Function (PDF)
EMOS Pada Temperatur Maksimum di Stasiun
Juanda Tanggal 23 November 2016

a. $m=20$ b. $m=30$ c. $m=40$ d. $m=50$ e. $m=60$

Lampiran 29. Prediktif *Probability Density Function* (PDF)
EMOS Pada Temperatur Minimum di Stasiun
Juanda Tanggal 23 November 2016

a. $m=20$ b. $m=30$ c. $m=40$ d. $m=50$ e. $m=60$

Lampiran 30. Prediktif *Probability Density Function* (PDF)
EMOS Pada Kelembapan Udara di Stasiun
Juanda Tanggal 23 November 2016

a. $m=20$ b. $m=30$ c. $m=40$ d. $m=50$ e. $m=60$

Lampiran 31. *Mean Percentage Error (MPE)* Pada Model PCR, *Stepwise Regression* dan SIMPLS di Stadion Soekarno Hatta dan Juanda (dalam %)

	Soekarno Hatta			Juanda		
	PCR	Stepwise	SIMPLS	PCR	Stepwise	SIMPLS
Tmaks	0.238	0.193	0.202	-0.287	-0.068	-0.064
Tmin	0.073	-0.025	-0.082	-0.247	-0.123	-0.134
RH	-0.652	-0.528	-0.559	-0.101	-0.202	-0.196

Lampiran 32. *Syntax R* MOS dengan Pendekatan PCR

```

library(pls)

library(plsdepot)

library(MASS)

#mencari komponen optimal Tmaks PCR#

pcr.tmaks<-mvr(tmax~PC1.hujantotal+PC2.hujantotal+
PC.dew2m+PC.windgust+PC.highcloud+PC1.lowcloud+PC2.l
owcloud+PC1.midcloud+PC2.midcloud+PC1.totcloud+PC2.tot
cloud+PC.mslp+PC.surpress+PC1.rhum+PC2.rhum+PC1.shum
+PC2.shum+PC1.temp+PC2.temp+PC.uwind+PC1.vwind+PC2
.vwind+PC1.survis+PC2.survis,data=as.data.frame(tr),ncomp=
20, method=pls.options())$pcr)

summary(crossval(pcr.tmaks))

#PCR#

tmax.tr=pcr(tmax~PC1.hujan+PC2.hujan+PC.dew2m+PC.wind
gust+PC.highcloud+PC1.lowcloud+PC2.lowcloud+PC1.midclo
ud+PC2.midcloud+PC1.totcloud+PC2.totcloud+PC.mslp+PC.s
urpress+PC1.rhum+PC2.rhum+PC1.shum+PC2.shum+PC1.tem
p+PC2.temp+PC.uwind+PC1.vwind+PC2.vwind+PC1.survis+P
C2.survis,7,data=as.data.frame(tr))

```

Lampiran 33. *Syntax R* MOS dengan Pendekatan Stepwise

```

library(MASS)

#mencari komponen optimum Tmaks Stepwise#

tmax.step=lm(tmax~PC1.hujan+PC2.hujan+PC.dew2m+PC.wi
ndgust+PC.highcloud+PC1.lowcloud+PC2.lowcloud+PC1.mid
cloud+PC2.midcloud+PC1.totcloud+PC2.totcloud+PC.mslp+P
C.surpress+PC1.rhum+PC2.rhum+PC1.shum+PC2.shum+PC1.
temp+PC2.temp+PC.uwind+PC1.vwind+PC2.vwind+PC1.survi
s+PC2.survis,data=as.data.frame(tr))

steptmax <- stepAIC(tmax.step, direction="both")

#stepwise#

lm.step.tmax<-lm(tmax ~ PC2.hujantotal + PC.dew2m +
PC2.midcloud + PC.surpress + PC2.rhum + PC1.shum +
PC2.shum + PC1.temp + PC.uwind + PC1.vwind,
data=as.data.frame(tr))

```


Lampiran 34. *Syntax R* MOS dengan Pendekatan SIMPLS

```

library(pls)

library(plsdepot)

lm<-mvr(tmax+tmin+rh~PC1.hujan+PC2.hujan+PC.dew2m+
PC.windgust+PC.highcloud+PC1.lowcloud+PC2.lowcloud+PC
1.midcloud+PC2.midcloud+PC1.totcloud+PC2.totcloud+PC.ms
lp+PC.surpress+PC1.rhum+PC2.rhum+PC1.shum+PC2.shum+
PC1.temp+PC2.temp+PC.uwind+PC1.vwind+PC2.vwind+PC1.
survis+PC2.survis,data=as.data.frame(scale
(tr)),ncomp=20,method="kernelpls")

summary(crossval(lm,segments=20))

trsimpls<-simpls.fit(Xtr,Ytr,4)

```

Lampiran 35. *Syntax R EMOS dengan Training Window 20 Hari*

```

library(ensembleMOS)

data=ensMOSest

T=20

n=3

tgl=data$vdate

start=which(data$vdate==tgl)

jmlh=length(start)

test=jmlh-T

data1=data[,2:4]

y1=data[,5]

x=matrix(c(0),test,n)

y=vector(mode="numeric",length=test)

x=as.matrix(data1[(T+1):jmlh,])

y=y1[(T+1):jmlh]

ensMemNames = c("pcr","stepwise","simpls")

obs = paste("TMAX","OBS", sep = ".")

ens = paste("TMAX", ensMemNames, sep = ".")

emosdata = ensembleData(forecasts = data[, ensMemNames], dates =
data[, "vdate"], observations = data[, "obs"], station =
data[, "station"], forecastHour = 24, initializationTime = "00")

emosfit=ensembleMOS(emosdata,model="normal",trainingDays=T)

```

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa
Departemen Statistika FMIPA ITS

Nama : Fachrunisah

NRP : 1313 100 008

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian/buku/Tugas Akhir/Thesis/publikasi lainnya yaitu:

Sumber : Data Penelitian Sutikno dengan Judul
"Pengembangan Model Prakiraan Cuaca Melalui Model Output Statistik Dengan Pendekatan Linear dan Non-Linear Dalam Antisipasi Bencana Hidrometeorologi"

Keterangan : 1. Data temperatur maksimum, minimum, dan kelembapan udara harian pada Stasiun Meteorologi Juanda dan Soekarno-Hatta periode 2 Januari 2015 - 10 Desember 2016

2. *Output* data NWP WRF-EMS periode 2 Januari 2015 - 10 Desember 2016

Surat pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui,
Pembimbing Tugas Akhir



Dr. Sutikno, M. Si
NIP. 19710313 199702 1 001

Surabaya,
Mahasiswa



Fachrunisah
NRP 1313 100 008

BIODATA PENULIS



Penulis bernama Fachrunisah tapi biasa dipanggil Icha, lahir pada 12 April 1995 di Lumajang. Penulis merupakan anak keempat dari empat bersaudara yang tidak lain merupakan anak bungsu dari pasangan M. Sholeh dan Choiriyah. Penulis telah menyelesaikan pendidikan terakhir sebagai mahasiswa Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya angkatan tahun 2013.

Pengalaman organisasi penulis adalah sebagai staff Departemen Dalam Negeri HIMASTA-ITS 2014/2015 dan ketua departemen Dalam Negeri HIMASTA-ITS 2015/2016, DPA angkatan 2013. Pengalaman kepanitiaan maupun kegiatan yang telah Penulis jalani adalah Pimpinan Sidang III MTW HIMASTA-ITS 2014, IC Gerigi ITS 2015, *Future Leader School* 2015, *Leadership Organization Training* 2015, Adhoc MWA-WM untuk mewakili HIMASTA-ITS yang pada akhirnya semua adhoc mengundurkan diri karena tidak bekerja maksimal, menjadi mentor *private* dan pada tahun terakhir pengabdian saya telah tercapai yaitu sebagai SC BCS 2016. Dari sana penulis banyak mengenal orang-orang baru yang akhirnya jadi keluarga, belajar untuk mengasah pemikiran dan menghargai orang lain serta mengajarkan untuk selalu mengabdikan dan memberikan yang terbaik. Akhir kata, semua ini hanya untuk orang tua dan keluarga di rumah. Mohon maaf sebelumnya, bila ada kesempatan silahkan menghubungi email penulis yang tertera sebagai berikut.
email: icha.faanisah@gmail.com